



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ingeniería

Carrera de Electrónica y Telecomunicaciones

Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG

*Trabajo de titulación previo a la
obtención del título de Ingeniero en
Electrónica y Telecomunicaciones.*

Autores:

David Andrés Zea Paredes
C.I: 010581476-8
davidsea96@hotmail.com

Josué Marcelo Arévalo Villacrés
C.I: 010641022-8
josue.arevalo@live.com

Director:

Ing. Luis Ismael Minchala Avila, PhD
C.I: 030145348-6

Codirector:

Ing. Darwin Fabian Astudillo Salinas, PhD
C.I: 010390703-6

Cuenca - Ecuador

31 de agosto de 2020



Resumen

Este trabajo forma parte de los resultados parciales del proyecto “Exoesqueleto robótico para asistencia funcional en la marcha de pacientes con lesiones medulares incompletas: diseño y aplicación”, que actualmente se encuentra en desarrollo por parte de la Universidad de Cuenca. La motivación para el desarrollo del presente proyecto es con fines de investigación y apoyo a personas que por alguna afección o circunstancia han sufrido la pérdida de algunas de sus extremidades, específicamente las manos.

El objetivo de este proyecto es el desarrollo un sistema de detección y clasificación de los movimientos de apertura y cierre de la mano, y un estado inactividad mediante la adquisición de señales electroencefalográficas (EEG) por medio del uso del dispositivo Emotiv EPOC+.

La metodología planteada en el presente proyecto consta de una etapa de adquisición a través del dispositivo Emotiv EPOC+. A continuación, una etapa de preprocesamiento de la señal EEG mediante la aplicación de un filtro *offset*, un filtro pasabanda y un filtro de referencia común promediado (CAR). Posteriormente, se introduce una etapa de procesamiento para el análisis en los dominios de frecuencia y frecuencia-tiempo con la aplicación de la transformada rápida de fourier (FFT) y la transformada wavelet discreta (DWT) respectivamente. En una etapa final se extraen las características más relevantes en cada dominio transformado para garantizar un desempeño de clasificador usando redes neuronales.

Al finalizar este proyecto se conforma un conjunto de datos de 18 registros correspondientes a 8 pacientes, de los cuales 3 pacientes presentan patología. Se determina que el resultado de la caracterización de las señales EEG a través de la DWT aporta mayor exactitud e información frente al procesamiento a través de la FFT con porcentajes de 82 % y 77 % respectivamente. Posterior a la clasificación mediante una red neuronal artificial (RNA) tanto para las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad es posible el movimiento de una mano robot a través de la comunicación serial entre los programas de Arduino y Python.

Palabras clave : EEG. Emotiv EPOC+. Mano. Detección. Apertura. Cierre. Estados. FFT. DWT. RNA



Abstract

This work is part of the partial results of the project “Robotic exoskeleton for functional assistance in walking of patients with incomplete spinal cord injuries: design and application”, which is currently under development by the University of Cuenca. The motivation for the development of this project has research purposes and to support people who, due to some condition or circumstance, have suffered the loss of some of their extremities, specifically their hands.

This project aims to develop a system for detecting and classifying the opening and closing movements of the hand, and an inactive state by acquiring electroencephalographic (EEG) signals through the use of the Emotiv EPOC+ device.

The methodology proposed in this project consists of an acquisition stage through the Emotiv EPOC+ device. This is followed by a stage of pre-processing the EEG signal by applying an offset filter, a bandpass filter and a Common Average Reference (CAR) filter. Subsequently, a processing stage is introduced for analysis in the frequency and frequency-time domains with the application of the Fast Fourier Transform (FFT) and the Discrete Wavelet Transform (DWT) respectively. In the final stage, the most relevant characteristics in each transformed domain are extracted to guarantee a classifier performance using neural networks.

At the end of this project, a data set of 18 records corresponding to 8 patients is conformed, 3 of them shown pathology. It was determined that the result of the characterization of EEG signals through DWT provides greater accuracy and information compared to processing through FFT with percentages of 82% and 77% respectively. After the classification using (Artificial Neuronal Networks (ANN)) for the classes open hand, closed hand and inactivity, it is possible to move a robot hand via serial communication between the Arduino and Python programs.

Keywords : EEG. Emotiv EPOC+. Hand. Opening. Closing. Detection. Condition. FFT. DWT. ANN



Índice general

Resumen	I
Abstract	II
Índice general	III
Índice de figuras	VI
Índice de tablas	IX
Cláusula de Propiedad Intelectual	X
Cláusula de Propiedad Intelectual	XI
Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional	XII
Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional	XIII
Certifico	XIV
Certifico	XV
Dedicatoria	XVI
Dedicatoria	XVII
Agradecimientos	XVIII
Abreviaciones y acrónimos	XIX
1. Introducción	1
1.1. Identificación del problema	1
1.2. Alcance	1
1.3. Objetivos	2
1.3.1. Objetivo general	2
1.3.2. Objetivos específicos	2
1.4. Contribuciones	2



2. Marco teórico y estado del arte	3
2.1. Fisiología del cerebro	3
2.1.1. Anatomía y fisiología del cerebro	3
2.1.2. Electroencefalograma	5
2.1.3. Ritmos cerebrales	5
2.2. Interfaz cerebro-computador	6
2.2.1. Emotiv EPOC+	7
2.2.2. Sistema internacional 10-20	8
2.3. Métodos de análisis de señales	9
2.3.1. Transformada de fourier	10
2.3.2. Transformada wavelet	11
2.4. Características de señales EEG	15
2.5. Redes neuronales	17
2.5.1. Neurona Artificial	17
2.5.2. Funciones de activación:	18
2.5.3. Tipos de aprendizaje	19
2.5.4. Perceptrón Multicapa	20
2.5.5. Diseño de redes neuronales	20
2.6. Estado del Arte	21
3. Metodología	25
3.1. Base de datos de pacientes	26
3.2. Configuración del Emotiv EPOC+	27
3.3. Protocolo de adquisición	28
3.4. Preprocesamiento de señales EEG	29
3.4.1. Filtro CAR	29
3.4.2. Filtro DC	29
3.4.3. Filtro Butterworth	30
3.5. Estados de acción e inactividad	30
3.5.1. Estado de acción	30
3.5.2. Estado de inactividad	30
3.5.3. Selección de canales	31
3.6. Análisis de dominios transformados	31
3.6.1. Análisis en el dominio de frecuencia	31
3.6.2. Análisis en dominio frecuencia-tiempo	32
3.7. Extracción de características	32
3.7.1. Características en frecuencia	32
3.7.2. Características en frecuencia-tiempo	33
3.8. Diseño del clasificador neuronal	34
3.9. Diseño de control de una mano robot	35



4. Experimentación y análisis de resultados	37
4.1. Validación del protocolo de adquisición de señales EEG	37
4.2. Diferenciación de acciones en hemisferios del cerebro	38
4.3. Validación de etapas de preprocesamiento	43
4.4. Análisis de procesamiento en dominios transformados	45
4.4.1. Análisis de procesamiento en frecuencia	45
4.4.2. Análisis de procesamiento en frecuencia-tiempo	47
4.5. Evaluación de diferentes metodologías aplicadas a los dominios transformados	49
4.5.1. Metodologías evaluadas en el dominio de frecuencia	49
4.5.2. Metodologías evaluadas en el dominio frecuencia-tiempo	52
4.6. Rendimiento del clasificador neuronal	55
4.6.1. Evaluación del clasificador en el dominio de frecuencia	56
4.6.2. Evaluación del clasificador en el dominio frecuencia-tiempo	58
4.7. Control de movimientos de la mano robot	60
5. Conclusiones y recomendaciones	62
5.1. Conclusiones	62
5.2. Recomendaciones	63
5.3. Trabajos futuros	63
A. Configuración de dispositivos	64
A.1. Distribución de electrodos Emotiv EPOC+	64
A.2. Arduino Uno	65
A.3. Esquema de alimentación y control de la mano robot	66
B. Enfoques metodológicos	67
B.1. Identificación de patrones a través de la CWT	67
Bibliografía	71



Índice de figuras

2.1. Lóbulos del cerebro	4
2.2. Una representación gráfica del mapa corporal en la corteza cerebral	4
2.3. Dispositivo Emotiv EPOC+	7
2.4. Ejemplo de adquisición de señales EEG con el software Emotiv PRO	7
2.5. Puntos de referencia anatómicos del cráneo según el sistema internacional 10-20	9
2.6. Funcionamiento de la DFT	10
2.7. Descomposición de una señal a través de la FFT	11
2.8. FFT de una onda alfa (8-12 Hz)	11
2.9. Comparación entre la transformada de fourier y la transformada wavelet	12
2.10. Convolución entre una señal y la wavelet madre	12
2.11. Proporcionalidad inversa entre escalamiento-frecuencia	13
2.12. Algunos tipos de familias de wavelets discretas y continuas	13
2.13. Representación de la DWT como un banco de filtros paso alto y paso bajo	14
2.14. Arquitectura básica de una neurona biológica	17
2.15. Estructura de una neurona artificial	17
2.16. Función Sigmoide	18
2.17. Función Rectified Linear Unit (ReLu)	19
2.18. Función Tanh	19
2.19. Modelo general de un Perceptrón Multicapa	20
3.1. Diagrama de bloques del flujo de trabajo del sistema BCI propuesto basado en señales EEG	25
3.2. Colocación del dispositivo Emotiv EPOC+	27
3.3. Identificación de la calidad de contacto de los electrodos	28
3.4. Etapas del protocolo de adquisición	28
3.5. Respuesta en frecuencia del filtro DC	29
3.6. Respuesta en frecuencia del filtro Butterworth	30
3.7. Respuesta en Magnitud del Filtro FIR entre 8 y 30Hz	31
3.8. Descomposición de 5 niveles usando DWT	32
3.9. Modelo de red neuronal implementado para FFT	35
3.10. Brazo Robot modelo DIY 5DOF	35
4.1. Ejemplo de una señal con intentos erróneos. Canal FC5. Paciente 4. Registro 3	38
4.2. Diagrama de bloques para diferenciación de acciones con la mano izquierda y derecha	38



4.3. Gráfico de dispersión (AAC vs. Intentos) de los canales FC5 y FC6 para los intentos de acción realizados con la mano izquierda	39
4.4. Gráfico de dispersión (AAC vs. Intentos) de los canales FC5 y FC6 para los intentos de acción realizados con la mano derecha	40
4.5. Diagrama de bloques para diferenciación de acciones con la mano izquierda y derecha aplicando la transformada wavelet continua	41
4.6. Gráfico de dispersión (Energía CWT vs. Intentos) de los canales FC5 y FC6 para los intentos de acción realizados con la mano izquierda	41
4.7. Gráfico de dispersión (Energía CWT vs. Intentos) de los canales FC5 y FC6 para los intentos de acción realizados con la mano derecha	42
4.8. Canales involucrados en la etapa de preprocesamiento dentro del análisis del estado de acción para el dominio de la frecuencia	43
4.9. Comparativa entre señales sin procesar y luego de la aplicación del filtro CAR para el análisis del canal FC5 del Paciente 4 - Registro 2	44
4.10. Descripción gráfica del efecto del filtrado en la etapa de preprocesamiento	44
4.11. Identificación de picos máximos en la banda beta de la <i>PSD</i> para los estados de inactividad (a), mano cerrada (b), mano abierta (c)	45
4.12. Comparación de algunas características entre acción de mano abierta y mano cerrada	46
4.13. Señal en tiempo considerando una acción de mano abierta. Paciente 8. Registro 1	47
4.14. Descomposición por niveles de una señal en tiempo (Figura.4.13) .Paciente 8. Registro 1	47
4.15. Asimetría vs. desviación estándar: Identificación de estado de inactividad	48
4.16. Asimetría vs. desviación estándar: Representación a escala del estado de inactividad	48
4.17. Asimetría vs. desviación estándar: Identificación de rangos válidos para los estados de acción e inactividad	49
4.18. Evaluación del primer enfoque implementado en el dominio de frecuencia	50
4.19. Evaluación del segundo enfoque implementado en el dominio de frecuencia	50
4.20. Evaluación del tercer enfoque implementado en el dominio de frecuencia	51
4.21. Evaluación del cuarto enfoque implementado en el dominio de frecuencia	51
4.22. Evaluación del quinto enfoque implementado en el dominio de frecuencia	52
4.23. Identificación de patrón en la CWT	52
4.24. Resultado de la correlación entre el patrón correspondiente al Paciente 2 - Registro 1 y un intento de mano cerrada respecto al Paciente 3 - Registro 1	53
4.25. Metodología implementada para el primer enfoque evaluado en el dominio frecuencia-tiempo	53
4.26. Evaluación del primer enfoque implementado en el dominio de frecuencia-tiempo	53
4.27. Metodología implementada para el segundo enfoque evaluado en el dominio frecuencia-tiempo	54
4.28. Evaluación del segundo enfoque implementado en el dominio frecuencia-tiempo	54
4.29. Evaluación del tercer enfoque implementado en el dominio de frecuencia-tiempo	55
4.30. Matriz de confusión para el análisis en el dominio de frecuencia	56
4.31. Evaluación del rendimiento de la red neuronal a través de curvas ROC analizando en el dominio de frecuencia	57
4.32. Matriz de confusión para el análisis en el dominio frecuencia-tiempo	58



4.33. Evaluación del rendimiento de la red neuronal a través de curvas ROC analizando en el dominio de frecuencia-tiempo	59
4.34. Acción mano abierta de la mano robot	61
4.35. Acción mano cerrada de la mano robot	61
4.36. Representación del estado de inactividad en la mano robot	61
A.1. Identificación de electrodos en dispositivo Emotiv EPOC+	64
A.2. Distribución de electrodos del dispositivo Emotiv EPOC+ según el sistema internacional 10-20	65
A.3. Modulo Arduino Uno Rev3	65
A.4. Esquema para el control de los servomotores	66
B.1. Escalograma de calor de la CWT en el estado de mano abierta	67
B.2. Escalograma de calor de la CWT en el estado de mano cerrada	68
B.3. Escalograma de calor de la CWT en el estado de inactividad	68
B.4. Escalograma en 3D de la CWT en el estado de mano abierta	69
B.5. Escalograma en 3D de la CWT en el estado de mano cerrada	70
B.6. Escalograma en 3D de la CWT en el estado de inactividad	70



Índice de tablas

2.1. Ritmos cerebrales y el estado del cerebro	5
2.2. Especificaciones técnicas del dispositivo Emotiv EPOC+	8
2.3. Nomenclatura del sistema internacional 10-20	9
2.4. Comparativa entre distintas técnicas usadas para la extracción de características en señales EEG a través del uso de imágenes motoras	22
3.1. Funciones usada en el proyecto	26
3.2. Descripción de pacientes con amputación y sin amputación	26
3.3. Especificaciones de diseño de la red neuronal en el dominio FFT.	34
3.4. Especificaciones de diseño de la red neuronal en el dominio frecuencia-tiempo (DWT).	34
4.1. Evaluación de medidas de la matriz de confusión en el dominio de frecuencia	57
4.2. Evaluación de medidas de la matriz de confusión en el dominio de frecuencia-tiempo	59
4.3. Predicciones de la RNA en diferentes experimentos para el dominio de frecuencia	60
4.4. Predicciones de la RNA en diferentes experimentos para el dominio frecuencia-tiempo	60



Cláusula de Propiedad Intelectual

Yo, David Andrés Zea Paredes, autor del trabajo de titulación "Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 31 de agosto de 2020

David Andrés Zea Paredes

C.I: 010581476-8



Cláusula de Propiedad Intelectual

Josué Marcelo Arévalo Villacrés, autor del trabajo de titulación "Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 31 de agosto de 2020

Josué Marcelo Arévalo Villacrés

C.I: 0106410228



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Yo, David Andrés Zea Paredes en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 31 de agosto de 2020

David Andrés Zea Paredes

C.I: 010581476-8



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Josué Marcelo Arévalo Villacrés en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 31 de agosto de 2020

Josué Marcelo Arévalo Villacrés

C.I: 0106410228



Certifico

Que el presente proyecto de tesis: Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG, fue dirigido y revisado por mi persona.

Ing. Luis Ismael Minchala Avila, PhD
Director



Certifico

Que el presente proyecto de tesis: Sistema de detección de la intención de dos movimientos de la mano a través del procesamiento de señales EEG, fue dirigido y revisado por mi persona.

Ing. Darwin Fabián Astudillo Salinas, PhD
Co-director



Dedicatoria

A mis padres y familia que me han apoyado en toda mi carrera universitaria, su guía, motivación y apoyo han hecho de mí la persona que soy en la actualidad. En mis logros y vicisitudes siempre he tenido en quién respaldarme. Muchas gracias por su apego incondicional. A Josué por aconsejarme siempre cuando he presentado dificultades y apoyarme en cada proyecto que hemos conseguido. A todos mis amigos que desde primer año entablamos una excelente amistad, su alegría e ímpetu han hecho que el pasar de los años sea grato.

David Zea



Dedicatoria

No hay palabras que describa el total agradecimiento hacia mis padres por su constante trabajo, sacrificio y esfuerzo para guiarme en este largo camino y que hoy me permiten cosechar este logro, aunque hemos estado en momentos de gran dificultad siempre han estado presente brindándome su ayuda y amor incondicional. A mis amigos David, Carlos, Santiago y Bernardo que han estado presente como hermanos en momentos de tristeza y felicidad.

Josué Arévalo



Agradecimientos

Al haber concluido esta etapa tan importante en nuestras vidas profesionales queremos agradecer a las personas que fueron partícipes de la misma.

En primer lugar queremos agradecer a nuestras familias y amigos por apoyarnos y compartir todos los momentos en este camino de nuestra formación profesional.

Un agradecimiento especial para nuestro director de tesis, Dr. Ismael Minchala, por el tiempo invertido y conocimientos aportados en el desarrollo del proyecto, por el respeto a nuestras sugerencias e ideas y por la dirección y seguimiento que ha facilitado a las mismas.

Un agradecimiento también para Dr. Fabián Astudillo, por la pronta respuesta en la revisión de nuestro proyecto y sus recomendaciones al inicio del mismo. Asimismo, agradecemos al Ing. Esteban Mora por el gran apoyo brindado al comienzo del proyecto y su respuesta temprana ante nuestras peticiones.

A nuestros compañeros de Universidad por el apoyo personal y humano, con quienes hemos compartido proyectos y aspiraciones durante estos años.

A todos, muchas gracias.

David Zea y Josué Arévalo



Abreviaciones y Acrónimos

- ACI** Análisis de Componentes Independientes. 23
- ACP** Análisis de Componentes Principales. 23, 24
- ADL** Análisis Discriminante Lineal. 21
- AR** Autoregresivos. 21
- BCI** Brain Computer Interface. 6, 7, 9, 24, 25, 63
- CAR** Common Average Reference. 29, 40, 62
- CIE-10** Clasificación Internacional de Enfermedades. 2, 26
- CONADIS** Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades. 1
- CWT** Continuos Wavelet Transform. 14, 24, 40, 41, 52–54, 63, 67
- DFT** Discrete Fourier Transform. 10
- DWT** Discrete Wavelet Transform. 14, 31–33, 54, 58, 63
- EEG** Electroencefalografía. 1, 2, 5, 7, 9, 11, 15, 18, 21, 23, 26, 27, 30, 31, 39, 43, 44, 62, 63
- ERD** EEG Event-Related Desynchronization. 23
- ERS** Event-Related Synchronization. 23
- FFT** Fast-Fourier Transform. 7, 10, 11, 21, 23, 24, 31, 49–52, 56, 58
- FIR** Finite Impulse Response. 31
- FPR** False Positive Rate. 55, 56, 58
- HPF** High Pass Filter. 14
- IFC** The International Classification of Functioning, Disability and Health. 1
- LPF** Low Pass Filter. 14
- M1** Corteza Motora Primaria. 4
- NN** Neural Networks. 23, 60
- PSD** Power Spectral Density. 31, 33, 49–52, 56, 63
- ReLU** Rectified Linear Unit. 18, 19
- RFB** Radial Basis Function. 24
- RMS** Root Mean Square. 52, 54
- RNA** Redes Neuronales Artificiales. 17, 49–55, 60, 63



SVM Support Vector Machine. [23](#), [24](#)

TPR True Positive Rate. [55](#), [56](#), [58](#)

WT Wavelet Transform. [10](#), [11](#), [21](#), [23](#)



Introducción

1.1. Identificación del problema

El registro de personas con algún tipo de discapacidad en Ecuador, en el año 2019, fue de 485,325 personas. De este grupo, el 46.63 % presenta discapacidad física, siendo el grupo de edad entre 25 a 65 años el mayor porcentaje. Según los datos presentados por el [Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades \(CONADIS\)](#), en la ciudad de Cuenca, provincia del Azuay existen 9,772 personas con una discapacidad física [1]. Según el [IFC](#) (The International Classification of Functioning, Disability and Health, por sus siglas en inglés) las discapacidades físicas y de movilidad se clasifican en cuatro grupos: discapacidad de las extremidades superiores, discapacidad de las extremidades inferiores, destreza manual y discapacidad en coordinación con diferentes órganos del cuerpo. En esta categoría, se considera una discapacidad ya sea de nacimiento o adquirida a través del tiempo [2].

Debido al gran porcentaje de discapacidad física presente en el país, surge la necesidad de desarrollar un sistema que sea capaz de detectar la intención de movimiento de la mano a través del tratamiento y clasificación de señales cerebrales, con el propósito del control de una prótesis robot que permita brindar una mejor calidad de vida a las personas afectadas, particularmente, por la amputación de alguna de sus manos.

1.2. Alcance

Este trabajo presenta el desarrollo de un algoritmo para el procesamiento de señales electroencefalográficas ([EEG](#), por sus siglas en inglés), para la detección de la intención de movimiento de apertura y cierre de la mano de un individuo. Este sistema consta de tres etapas: i) adquisición de señales EEG mediante el uso del dispositivo no invasivo Emotiv EPOC+; ii) extracción de las características de las señales mediante la densidad espectral de potencia y la transformada discreta wavelet; y, iii) clasificación de los dos movimientos de la mano y un estado de inactividad, a cargo de un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en redes neuronales.



1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar un sistema para la detección de la intención de los movimientos de apertura y cierre de la mano de un individuo a partir de la captura de señales EEG del dispositivo Emotiv EPOC+.

1.3.2. Objetivos específicos

- Registrar una base de datos de señales EEG durante la captura de los movimientos de apertura y cierre de la mano de individuos sanos y pacientes con amputación a nivel de la mano acorde a la Clasificación Internacional de Enfermedades (CIE-10).
- Caracterizar en el dominio transformado cada señal EEG perteneciente la base de datos.
- Utilizar un método de redes neuronales para clasificar la intención de movimiento.
- Controlar una mano robot a partir de una clasificación previamente realizada.

1.4. Contribuciones

Las contribuciones asociadas a este trabajo, en perspectiva metodológica y experimental, son:

- Base de datos de señales EEG de sujetos con y sin patología de la extremidad superior (mano) izquierda y derecha.
- Protocolo de adquisición de señales.
- Comparación de técnicas de clasificación de señales EEG en dominios transformados y selección del mejor enfoque para el diseño de un clasificador.
- Clasificador de señales EEG aplicado a la detección de la intención de los movimientos de apertura y cierre de la mano en pacientes con patologías en las extremidades superiores.



Marco teórico y estado del arte

2.1. Fisiología del cerebro

2.1.1. Anatomía y fisiología del cerebro

El cerebro es un asombroso órgano del cuerpo humano perteneciente al sistema nervioso central, el cual consta de billones de neuronas encargadas de transmitir impulsos eléctricos a través de todo el cuerpo. Además se encarga de las distintas acciones y decisiones que se toman a partir de información del entorno, esto se da en gran parte debido a la conexión directa del cerebro con los cinco sentidos del cuerpo humano (vista, tacto, olfato, gusto y el oído). El cerebro está dividido en dos partes, el hemisferio derecho y el hemisferio izquierdo, además se encuentra separado en lóbulos únicos, cada lóbulo tiene un conjunto específico de funciones.

La información que ingresa al hemisferio izquierdo viaja hacia el lado derecho del cerebro y viceversa. Los dos hemisferios trabajan de manera independiente. Cada uno tiene un rol en el procesamiento de la información a pesar de tener un lado dominante en ciertas funciones. Este proceso es llamado lateralización del cerebro [3].

Cada hemisferio ha sido dividido en cuatro lóbulos: frontal, parietal, temporal y occipital (ver Figura 2.1). El lóbulo frontal es donde ocurren funciones ejecutivas superiores como la regulación emocional, la planificación, el razonamiento y resolución de problemas. El lóbulo parietal es el responsable de integrar la información sensorial, incluyendo el tacto, la temperatura, la presión y el dolor. Mientras que el lóbulo temporal contiene las regiones dedicadas al procesamiento de la información sensorial, particularmente importante para escuchar, reconocer el lenguaje y formar recuerdos. Y finalmente el lóbulo occipital encargado del procesamiento visual en el cerebro [4].

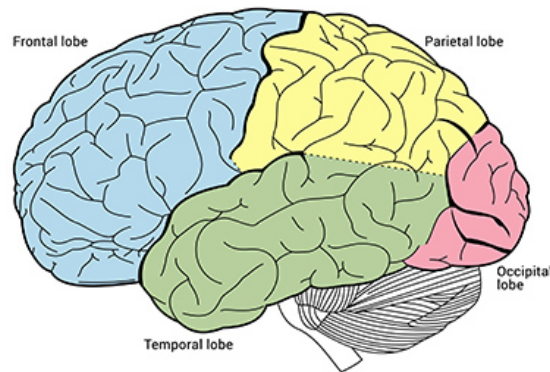


Figura 2.1: Lóbulos del cerebro [4]

Casi todo el comportamiento que involucra la función motora, desde hablar, gesticular o caminar, inclusive un simple movimiento como alcanzar un vaso de agua puede ser una tarea motora compleja de estudiar. Existen muchas regiones anatómicas involucradas en la función motora, una de las más importantes es la corteza motora primaria (M1), ésta se encuentra entre el lóbulo frontal del cerebro y el lóbulo parietal.

El papel de la corteza motora primaria es generar impulsos neuronales que controlan la ejecución de movimientos, como el de las extremidades. Las señales de M1 cruzan la línea media del cuerpo para activar los músculos esqueléticos en el lado opuesto del cuerpo, lo que significa que el hemisferio izquierdo del cerebro controla el lado derecho del cuerpo y el hemisferio derecho controla el lado izquierdo del cuerpo.

La cantidad de materia cerebral dedicada al movimiento de cualquier parte del cuerpo, en particular representa la cantidad de control que la corteza motora primaria tiene que realizar sobre esa parte del cuerpo. Por ejemplo, se requiere mucho espacio cortical para controlar los movimientos complejos de la mano y los dedos, y estas partes del cuerpo tienen representaciones más grandes en M1 que el tronco o las piernas, cuyos patrones musculares son relativamente simples [5]. La representación del mapa corporal de la corteza motora se conoce como homúnculo motor y se muestra en la Figura 2.2.

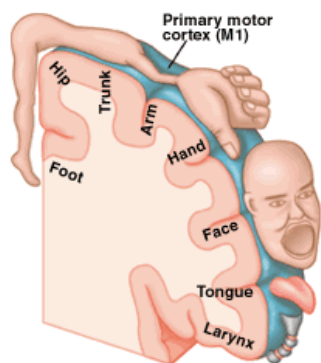


Figura 2.2: Una representación gráfica del mapa corporal en la corteza cerebral [4]

2.1.2. Electroencefalograma

Un electroencefalograma [EEG](#) es una prueba que detecta la actividad eléctrica en el cerebro durante las excitaciones sinápticas de las dendritas en las neuronas, utilizando pequeños discos metálicos (electrodos) unidos al cuero cabelludo. Sus células cerebrales se comunican a través de impulsos eléctricos y están activas todo el tiempo, incluso cuando se está dormido. Esta actividad aparece como líneas onduladas en una grabación [EEG](#) [6]. Las señales de [EEG](#) se registran fácilmente de manera no invasiva a través de electrodos colocados en el cuero cabelludo; sin embargo, proporciona señales de muy baja calidad ya que las señales tienen que cruzar el cuero cabelludo, el cráneo y muchas otras capas. Esto significa que las señales [EEG](#) capturadas en los electrodos son débiles, difíciles de adquirir y de baja calidad. Además, esta técnica se ve gravemente afectada por el ruido de fondo generado ya sea dentro del cerebro o externamente sobre el cuero cabelludo.

El sistema de grabación [EEG](#) consta de electrodos, amplificadores, convertidor A/D y un dispositivo de grabación. Los mismos que adquieren la señal analógica del cuero cabelludo, luego los amplificadores la procesan para que posteriormente un convertidor A/D pueda digitalizar la señal de una manera más precisa. Finalmente, el dispositivo de grabación, que puede ser una computadora personal o similar, almacena y muestra los datos [6].

La señal [EEG](#) se mide como la diferencia de potencial a lo largo del tiempo entre la señal o el electrodo activo y el electrodo de referencia. Se utiliza un tercer electrodo adicional, conocido como electrodo de tierra, para medir el voltaje diferencial entre los puntos activo y de referencia. Por lo tanto, la configuración mínima para la medición de [EEG](#) consiste en un electrodo activo, uno de referencia y uno de tierra [6].

2.1.3. Ritmos cerebrales

Las señales [EEG](#) pueden clasificarse según su frecuencia. Los rangos de frecuencia se han definido de acuerdo con la distribución sobre el cuero cabelludo [6]. Estas bandas de frecuencia se denominan (ver Tabla 2.1); delta (δ), theta (θ), alfa (α), beta (β) y gamma (γ) de menor a mayor frecuencia, respectivamente.

Tabla 2.1: Ritmos cerebrales y el estado del cerebro

Onda	Banda de Frecuencia	Estado del cerebro
delta	0.5-4 Hz	Sueño
theta	4-8 Hz	- Profundamente Relajado - Concentración interna
alfa	8-12 Hz	- Muy relajado - Atención pasiva
beta	12-35 Hz	- Ansiedad dominante - Concentración externa - Atención activa
gamma	>35 Hz	Concentración

- Banda theta: Esta banda se puede ver de mejor manera en niños pequeños, niños mayores y adultos en estado de sueño o meditación. La banda theta se ha asociado con la concentración meditativa y una amplia gama de procesos cognitivos como el cálculo mental, las demandas de tareas de laberinto o la conciencia consciente [6].
- Banda delta: Los ritmos delta generalmente solo se observan en adultos en estado de sueño profundo y son inusuales en adultos en estado de vigilia. Una gran cantidad de actividad delta en adultos despiertos es anormal y está relacionada con enfermedades neurológicas. Debido a la baja frecuencia, es fácil confundir las ondas delta con señales de artefactos, que son causadas por los músculos grandes del cuello o la mandíbula [6].
- Banda alfa: Se encuentran sobre la región occipital del cerebro. La amplitud de estas ondas aumenta cuando los ojos se cierran y el cuerpo se relaja y se atenúan cuando se abren los ojos y se realiza un esfuerzo mental. Estos ritmos reflejan principalmente el procesamiento visual en la región del cerebro occipital y también pueden estar relacionados con la función cerebral de la memoria. [6].
- Banda beta: Se encuentra en las regiones frontal y central del cerebro y se asocian con actividades motoras. Los ritmos beta se desincronizan durante el movimiento real o las imágenes motoras. Las ondas beta se caracterizan por su distribución simétrica cuando no hay actividad motora. Sin embargo, en caso de movimiento activo, las ondas beta se atenúan y su distribución simétrica cambia [6].
- Banda gamma: La presencia de las ondas gamma en la actividad cerebral de un adulto sano está relacionada con ciertas funciones motoras o percepciones, entre otras. Algunos experimentos han revelado una relación en humanos normales entre las actividades motoras y las ondas gamma durante la contracción muscular máxima [6].

2.2. Interfaz cerebro-computador

Una interfaz cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés) es un sistema de comunicaciones de hardware y software que permite a los humanos interactuar con su entorno, sin la participación de nervios y músculos periféricos, mediante el uso de señales de control generadas de la actividad electroencefalográfica. BCI crea un nuevo canal no muscular para transmitir las intenciones de una persona a dispositivos externos como computadoras, sintetizadores de voz, aparatos de asistencia y prótesis neuronales. Además, un BCI es un sistema de inteligencia artificial que puede reconocer un cierto conjunto de patrones en las señales cerebrales después de cinco etapas consecutivas: adquisición de señal, pre-procesamiento de la señal, extracción de características, clasificación y la interfaz de control.

El desarrollo de hardware y software de computadora cada vez más económicos ha permitido un análisis en línea más sofisticado. Del mismo modo, las posibilidades de utilizar BCI como tecnología auxiliar que podría servir a las personas con discapacidad severa ha aumentado la aceptación social en este campo y la necesidad de acelerar su progreso. El interés en esta tecnología ahora se encuentra fuera del laboratorio o la clínica. Pequeñas empresas especializadas como Emotiv o Neurosky han desarrollado algunas aplicaciones iniciales orientadas al público en general. Sin embargo, a pesar de estos avances, la mayoría de las aplicaciones basadas en BCI todavía se limitan al laboratorio. La aplicabilidad más amplia de los BCI requiere una mayor facilidad de uso, lo que a su vez significa

reducir el tiempo dedicado a la preparación, capacitación y calibración [6].

2.2.1. Emotiv EPOC+

El Emotiv EPOC+ (ver Figura 2.3) es un dispositivo BCI usado para la investigación a gran escala del cerebro humano, y para el desarrollo de aplicaciones avanzadas en el ámbito de interfaces cerebro-computadora [7]. Éste utiliza un conjunto de 14 sensores ubicados en diferentes áreas del cuero cabelludo siguiendo la distribución del sistema 10-20, de esta manera se logra capturar las señales eléctricas producidas por el cerebro ya sea debido a pensamientos, sentimientos y expresiones.



Figura 2.3: Dispositivo Emotiv EPOC+ [7]

El software que utiliza el dispositivo Emotiv integra varias aplicaciones estas son: *Emotiv APP*, *Emotiv BCI* y *Emotiv PRO*, este último permite la adquisición en tiempo real de las señales EEG, el análisis de frecuencia a través de la transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés). Además de las medidas de desempeño como por ejemplo la concentración o estrés, las señales correspondientes a los movimientos de los giroscopios, acelerómetros y magnetómetros, la pérdida de paquetes y el acceso a las grabaciones tomadas mediante el dispositivo Emotiv (ver Figura 2.4).

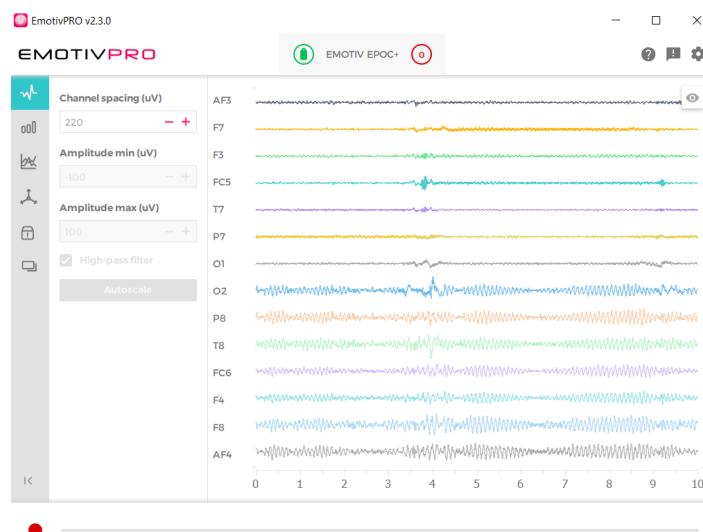


Figura 2.4: Ejemplo de adquisición de señales EEG con el software Emotiv PRO

La Tabla 2.2 muestra las especificaciones técnicas del dispositivo Emotiv EPOC + dividido por categorías.

Tabla 2.2: Especificaciones técnicas del dispositivo Emotiv EPOC+

Características del dispositivo Emotiv EPOC +		
Sensores EEG	Canales	14 de adquisición: AF3,F7, F3, FC5, T7, P7, O1,O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 2 de Referencia: CMS/DRL ubicados en las posiciones P3 y P4.
	Material	Almodillas de fieltro remojadas en solución salina (NaCl 9%).
	Conectividad	Inalámbrica: - Bluetooth (Baja Energía) - Receptor Dongle USB (Banda 2.4Ghz) Alámbrica: Mediante USB (Solo para configurar el casco).
Señales EEG	Muestreo	- Muestreo secuencial: Un solo ADC. - Tasa de Muestreo: 2048 disminuido a 128 o 256 muestras/s
	Resolución digital	- 14 bits con $LSB=0.51\mu V$ - 16 bits (Por configuración)
	Ancho de Banda	0.16-43Hz con filtros digitales notch en 50Hz y 60Hz.
	Filtrado	Filtro sinc de 5th orden
	Rango de voltaje	8400 μV_{pp}
Sensores de Movimiento	Modelo	ICM-20948
	Acelerómetro	3 Ejes +/- 4g
	Magnetómetro	3 Ejes +/- 4900uT
	Tasa de Muestreo	0 /32 /64Hz (Configurado por usuario)
Plataformas Soportadas		- Windows 7,8,10 - Mac OS X - iOS: 9 o superior. - Android 4.43+
Batería	Material	Polímero de litio de 640mAh
	Duración	- 12 hrs. usando receptor USB - 6 hrs. usando Bluetooth
Detecciones posibles	Señal cruda *	Solamente si se dispone de una licencia.
	Medidas de desempeño	- Emoción, Acción, Relajación, Interés, Estrés, Concentración.
	Expresiones Faciales	- Parpadeo, Guiño Izq.\Der., Sorpresa, Ceño fruncido, Sonreír.

2.2.2. Sistema internacional 10-20

El sistema internacional 10-20 es un método internacional que describe la localización de los electrodos en el cuero cabelludo. Este sistema es basado en la relación entre un electrodo y la subyacente área de la corteza cerebral [3]. Los números 10-20 indican las distancias entre electrodos adyacentes ya sea 10 % o 20 % de la distancia total del cráneo desde izquierda a derecha o de frente hacia atrás. Cada zona de la cabeza se identifica por una letra y un numero, el cual indica el lóbulo respectivo y el hemisferio de trabajo izquierdo (números impares) o derecho (números pares). En la Tabla 2.3 se muestra la nomenclatura usada por el sistema internacional 10-20.

Tabla 2.3: Nomenclatura del sistema internacional 10-20

Electrodo	Lóbulo
F	Frontal
T	Temporal
C	Central*
P	Parietal
O	Occipital
*Lóbulo referencial, solamente para identificación	

Se utilizan cuatro puntos de referencia anatómicos del cráneo para el posicionamiento de los electrodos como se muestra en la Figura 2.5. Primero, el nasión, que es el punto entre la frente y la nariz, segundo, el inion, que es el punto más bajo del cráneo, forma la parte posterior de la cabeza, y finalmente los puntos pre-auriculares anteriores a la oreja [3].

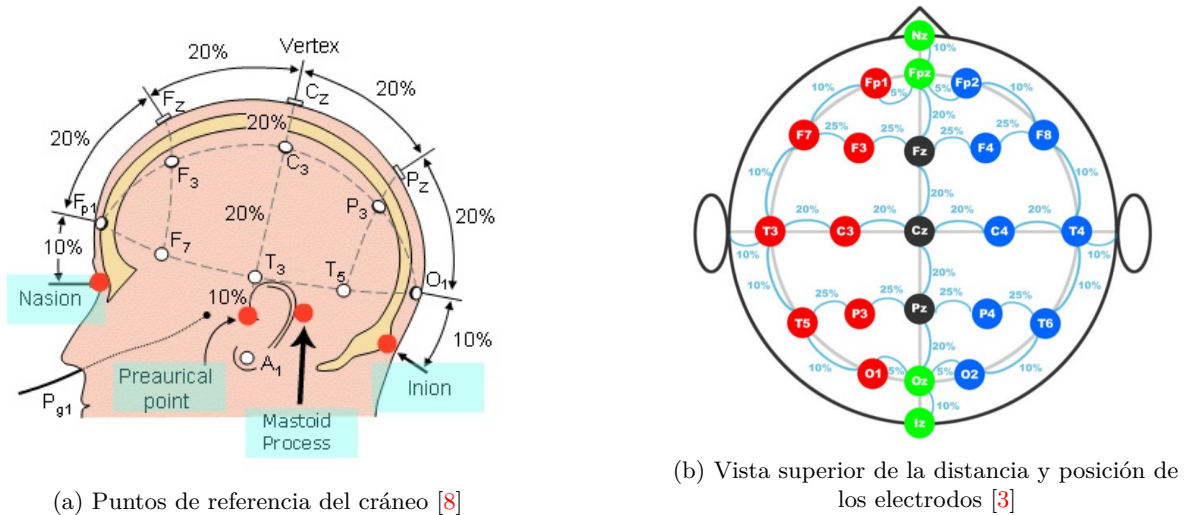


Figura 2.5: Puntos de referencia anatómicos del cráneo según el sistema internacional 10-20

Cabe decir que pueden existir variaciones del sistema 10-20 si se añade más electrodos entre las posiciones de la Figura 2.5b como se da en el caso del dispositivo Emotiv EPOC+ (ver Anexo A.1). Al realizar una adquisición usando cualquier dispositivo BCI no hace faltar utilizar todos los electrodos que incluye el sistema 10-20, dado que este es referencial por lo que dependiendo de la zona del cerebro a analizar se elegirá uno o más electrodos.

2.3. Métodos de análisis de señales

Para el análisis de señales EEG existen varios métodos que permiten describir eventos o características relacionadas con alguna actividad del cerebro. Por lo que, es de vital importancia identificarlos para su posterior clasificación. El análisis de los mismos se realiza en diferentes dominios ya sea en el tiempo, frecuencia o en ambos; con estos análisis es posible identificar con una mejor resolución distintos potenciales (picos de amplitud), tiempos en que una acción empieza o termina, y en que banda de frecuencia esta ocurre.

A continuación, se presentan dos métodos fundamentales para el análisis de las señales electroencefalográficas, estos son la **FFT** y la transformada wavelet (**WT**, por sus siglas en inglés).

2.3.1. Transformada de fourier

La transformada de fourier es simplemente otro método para calcular la transformada discreta de fourier (**DFT**, en inglés), produciendo el mismo resultado pero de una manera más eficiente, logrando mejorar su costo computacional [9].

La **FFT** se basa en la **DFT** compleja de una señal discreta $x[n]$, definida como sigue:

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-j\omega n} \quad (2.1)$$

Donde:

- ω : Es la frecuencia angular definida como: como: $\omega = 2\pi/N$, N indica el periodo de la señal.
- n : Puntos de muestra de la señal $x[n]$.

La **DFT** compleja toma dos señales del dominio del tiempo de N puntos y crea dos nuevas señales (parte real e imaginaria) en el dominio de la frecuencia de N puntos, tal como se muestra en la Figura 2.6.

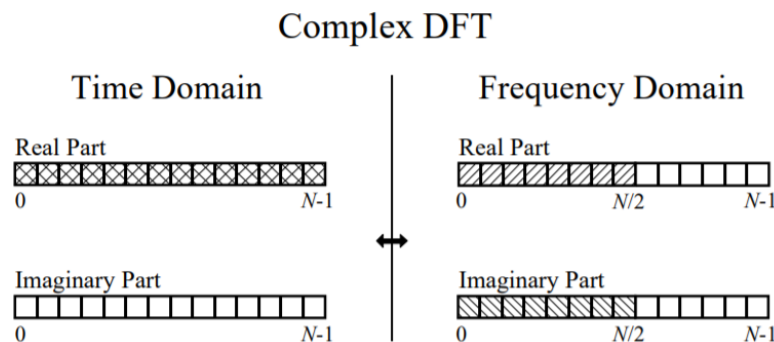


Figura 2.6: Funcionamiento de la **DFT** [9]

La **DFT** en el dominio de la frecuencia es periódica, por lo que existe la simetría entre las frecuencias que se ubican desde la muestra 0 hasta la $N/2$, y entre las muestras $N/2 + 1$ hasta la $N - 1$ correspondientes a los valores de frecuencia negativa.

Por otro lado la **FFT** funciona descomponiendo una señal en el dominio del tiempo de N puntos en señales del mismo dominio (ver Figura 2.7), cada una compuesta de un solo punto. El siguiente paso es el cálculo de los N espectros de frecuencia de cada una de las N señales del dominio del tiempo. Finalmente, se obtiene la **FFT** cuando se combinan estos N espectros en el orden inverso exacto en que tuvo lugar la descomposición del dominio del tiempo (ver Figura 2.6).

Como se muestra en la Figura 2.7, un entrelazado se realiza cada vez que la señal se descompone en dos partes, las mismas que corresponden a las muestras pares y impares. El número de etapas que se necesitan para realizar dicha descomposición es igual a $\log_2 N$, este valor es clave en los algoritmos que implementan la **FFT**. Cabe decir que el valor de N siempre debe ser mayor al tamaño de la señal de entrada y potencia de 2; por ejemplo, una señal de 787 muestras necesita una **FFT** de 10 niveles, esto es: $N = 2^{10} = 1024$ puntos.

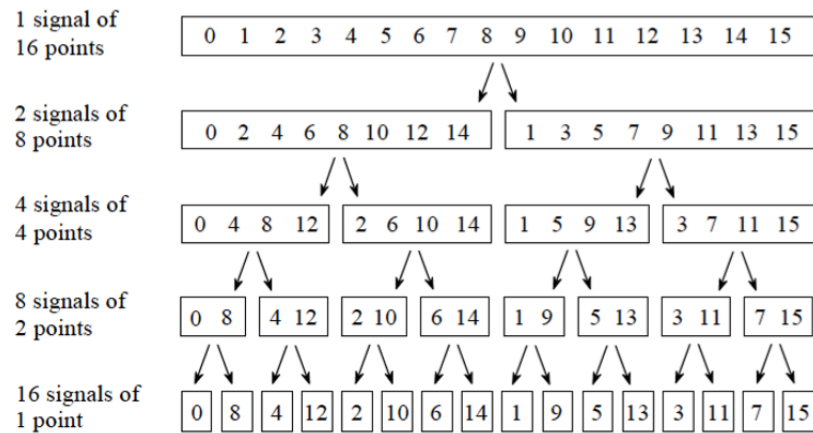


Figura 2.7: Descomposición de una señal a través de la FFT [9]

En la Figura 2.8, se muestra un ejemplo de la FFT de una señal EEG filtrada en la banda alfa.

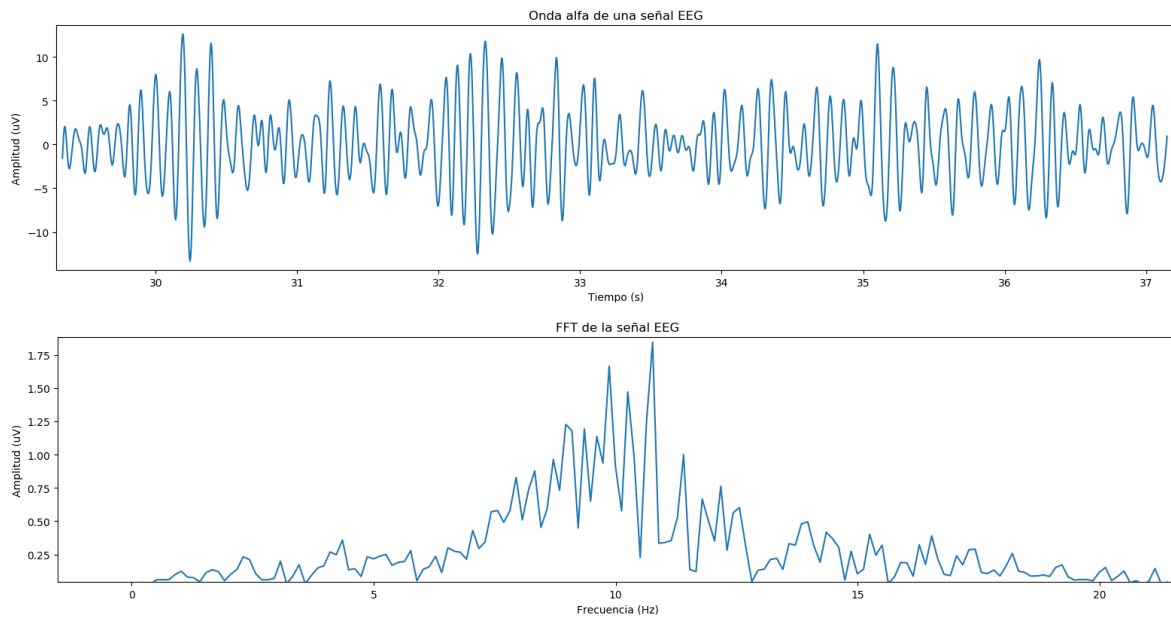


Figura 2.8: FFT de una onda alfa (8-12 Hz)

2.3.2. Transformada wavelet

Como se conoce en el análisis de fourier es posible determinar todas las frecuencias presentes en una señal, identificando los picos de potencia máximos; pero con la desventaja de que no conocemos en que tiempo éstos ocurren. Por esta razón varias soluciones han sido presentadas para representar una señal en el dominio del tiempo y frecuencia en un mismo instante. Una de éstas es la WT, la primera literatura relacionada con la misma es la de la *wavelet Haar* propuesta por el matemático Alfréd Haar en 1909 [10].

La representación en tiempo y frecuencia se logra trabajando a diferentes escalas, primero se observa la señal con una ventana (escala grande) y se analizan las características “grandes”. Luego se observa la señal con escalas más pequeñas para analizar características más pequeñas [11]. En la Figura 2.9 se muestra una visión general del análisis en diferentes dominios transformados para una señal definida en el tiempo.

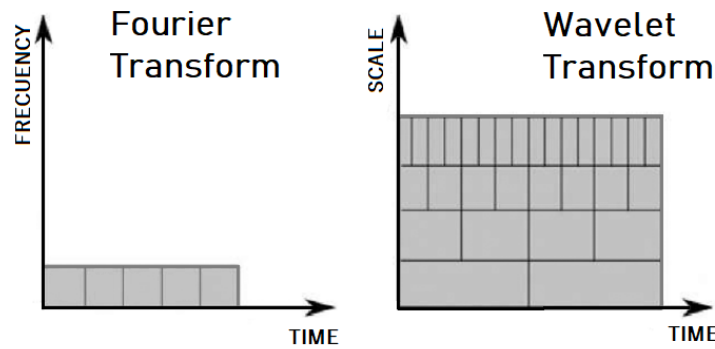


Figura 2.9: Comparación entre la transformada de fourier y la transformada wavelet

La transformada wavelet usa una serie de funciones llamadas wavelets, cada una con una diferente escala. La wavelet a diferencia de una señal senoidal es localizada en tiempo, lo que permite obtener información del tiempo en adición a la de la frecuencia. Si se multiplica una señal por una wavelet “Madre” en diferentes instantes de tiempo, realizando el proceso de convolución, se obtiene una nueva señal escalada, como se ve en la Figura 2.10.

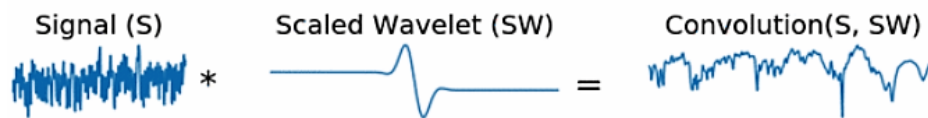


Figura 2.10: Convolución entre una señal y la wavelet madre [11]

La transformada wavelet se expresa comúnmente en escalas, por lo que si se aplica esta transformada a una señal de una dimensión ésta tendrá dos dimensiones (tiempo y escala) [11]. Es posible convertir escalas a pseudo-frecuencias mediante la relación:

$$f_a = f_c/a \quad (2.2)$$

Donde:

- f_a : Es la pseudo-frecuencia.
- f_c : Es la frecuencia de la wavelet madre.
- a : Es el factor de escalamiento.

En la Figura 2.11a, se observa que un gran factor de escalamiento ($a > 1$) corresponde a un valor pequeño de frecuencia, por lo que escalando la wavelet en el dominio del tiempo se analizarán las frecuencias más pequeñas otorgando una mayor resolución en el dominio de frecuencia. Por el contrario, al usar una wavelet escalada en el rango de ($0 < a < 1$) tal como se muestra en la Figura 2.11b se analizarán los valores correspondientes a altas frecuencias por lo que resolución en detalle es escasa.

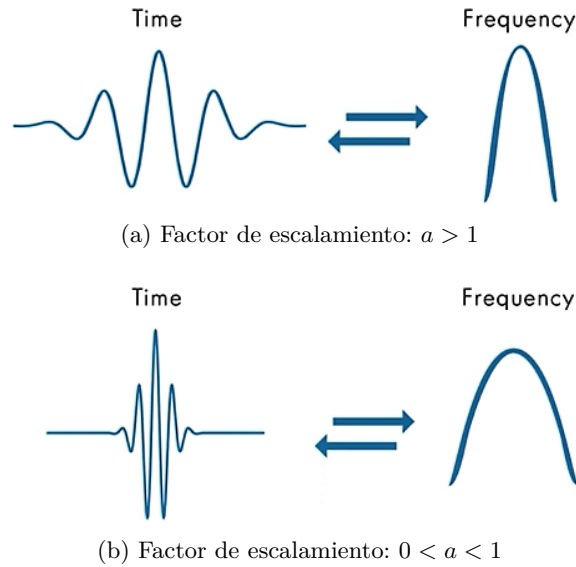


Figura 2.11: Proporcionalidad inversa entre escalamiento-frecuencia [12]

Existen diferentes familias de wavelets que difieren una de otra en cuanto a características como forma, compacidad y suavidad. Dependiendo del tipo de características que deseemos analizar en una señal se elegirá la familia correspondiente. Una wavelet siempre debe tener energía finita y su media debe ser igual a cero en el dominio del tiempo. En la Figura 2.12 se muestran varios tipos de familias de wavelets discretas y continuas. Dentro de cada familia pueden haber muchas sub-categorías distinguidas por el número de coeficientes y el nivel de descomposición. Un análisis más detallado de las familias de wavelets y su caracterización se describe en [10], [11].

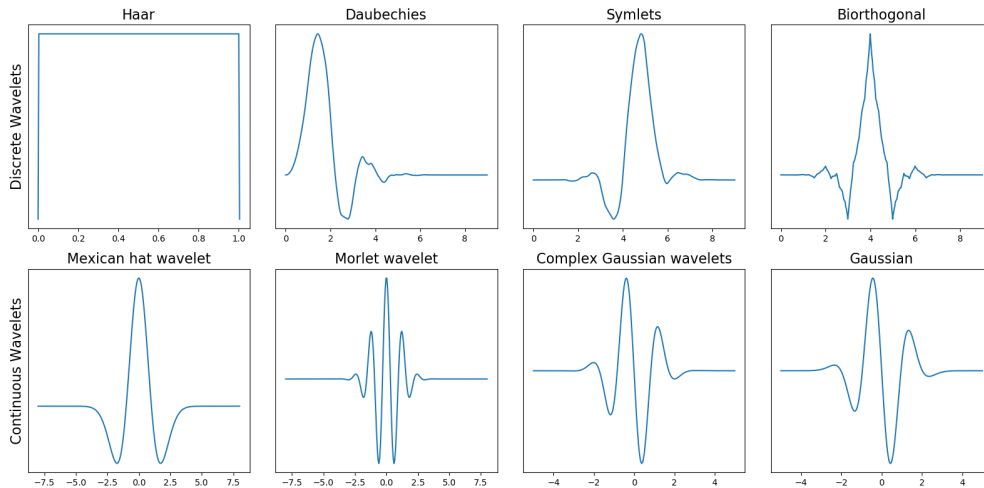


Figura 2.12: Algunos tipos de familias de wavelets discretas y continuas

Una vez conocida la finalidad de la transformada wavelet, y las características principales de las wavelets madre; se presenta a continuación la transformada wavelet continua y discreta.

- Transformada wavelet continua (**CWT**, por sus siglas en inglés):

$$X_{\omega}(a, b) = \frac{1}{|a|^{1/2}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.3)$$

Donde: $\bar{\psi}$: Es la wavelet madre continua escalada por un factor a y trasladada por un factor b , estos factores son continuos.

- Transformada wavelet discreta (**DWT**, por sus siglas en inglés): Esta transformada se diferencia de la **CWT** dado que usa valores discretos para los valores de escalamiento y traslación. En la práctica la **DWT** siempre se implementa como un banco de filtros, dado que es una forma eficiente de dividir la señal en varias sub-bandas de frecuencia. [11].

Para aplicar la **DWT** a una señal se inicia a partir de una escala pequeña, lo que significa que se analizará el comportamiento en altas frecuencias como se mostró en la Figura 2.11. A medida que se incrementa este factor de escala de dos en dos en cada etapa de descomposición, el número de muestras se reduce en un factor de 2 provocando una longitud de muestra en cada etapa más pequeña hasta alcanzar un límite conocido como el nivel máximo de descomposición. La **DWT** puede ser expresada como un banco de filtros paso abajo y paso alto tal como se muestra en la Figura 2.13. Los coeficientes de aproximación representan la salida de un filtro paso bajo (**LPF**, por sus siglas en inglés), mientras que los coeficientes de detalles representan la salida de un filtro paso alto (**HPF**, por sus siglas en inglés).

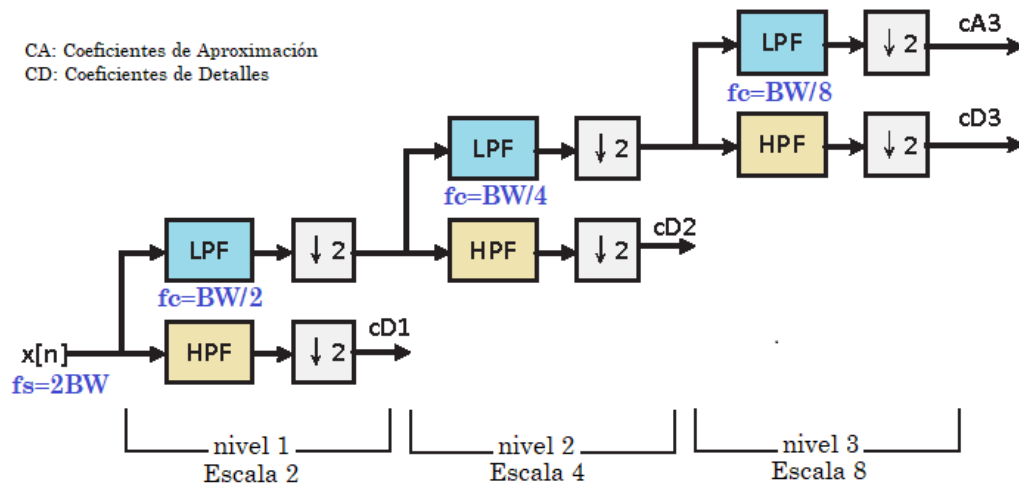


Figura 2.13: Representación de la **DWT** como un banco de filtros paso alto y paso bajo

2.4. Características de señales EEG

Esta sección describe las medidas estadísticas más comunes para el análisis de señales EEG [13], [14], [15]; su aplicación es fundamental para identificar y/o distinguir algún evento dentro de un cualquier dominio transformado (ver Sección 2.6). A continuación, se presenta la descripción de estas medidas aplicables tanto en el dominio de frecuencia como el dominio tiempo-frecuencia; la validez de la mismas siempre debe estar siempre sujeta a evaluación.

- Media (μ): Es la medida más común de tendencia central y hace referencia al valor promedio de un grupo de números con respecto a un conjunto de datos o señales.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (2.4)$$

- Valor medio absoluto (MAV): Similar a la media, con la diferencia de que el promedio se calcula tomando en cuenta el valor absoluto de cada número dentro de un grupo de datos.

$$MAV = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|}{N} \quad (2.5)$$

- Desviación estándar (σ): Es una medida que proporciona información sobre el grado variación que existe dentro de un grupo de números con respecto a la media.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |x_i - \mu|^2}{N}} \quad (2.6)$$

- Varianza (σ^2): Es una medida de cuán lejos está cada valor dentro de un conjunto de datos en relación a la media.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N} \quad (2.7)$$

- Área bajo la curva: El valor de área bajo la curva puede ser obtenido integrando una señal entre dos puntos definidos, sin embargo puede ser aproximada a través del uso de la regla de Simpson.

$$A_{\alpha-\beta} = \int_a^b f(x) = \frac{b-a}{2} [f(x_0) + 2f(x_1) + \dots + 2f(x_{n-1}) + f(x_n)] \quad (2.8)$$

Donde:

- $f(x)$: Señal en tiempo o frecuencia evaluada en cada muestra.
- b : Límite superior de frecuencia
- a : Límite inferior de frecuencia

- Entropía espectral (SE): Este tipo de entropía permite cuantificar la uniformidad ó aleatoriedad de la densidad espectral de potencia durante el intervalo a analizar [16].

$$SE = -k * \frac{\sum_{i=1}^N \log_{10}(f(i)) * f(i)}{\log_{10}(N)}, \quad k = 1 \quad (2.9)$$

- Curtosis: La curtosis es una medida estadística utilizada para medir el grado de concentración que presentan los valores alrededor de una variable [17].

$$Curtosis = E[(\frac{X - \mu}{\sigma})^4] \quad (2.10)$$

- Asimetría estadística: La asimetría (Swekness, por sus siglas en inglés) es una medida estadística que indica la simetría de la distribución de una variable respecto a la media aritmética. Los coeficientes de asimetría indican si hay el mismo número de elementos tanto a la izquierda y derecha de la media [18].

$$s_k = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (2.11)$$

- Desviación estándar normalizada: Se define como la desviación estándar (Ver, Ecuación 2.6), normalizada con respecto a la diferencia entre el los valores máximo y mínimo de un conjunto de valores.

$$\sigma_{norm} = \frac{\sigma}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.12)$$

- Energía normalizada: Esta medida se define como la energía de una señal normalizada con respecto a la longitud total del conjunto de valores.

$$Energia_n = \frac{Energia}{N} \quad (2.13)$$

Donde el valor de Energía se define como:

$$Energia = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (2.14)$$

- Cambio de amplitud promediado (AAC): Esta medida permite identificar el cambio de amplitud entre dos valores consecutivos, y su normalización se realiza con respecto a la longitud total del conjunto de valores.

$$AAC = \frac{\sum_{i=1}^N |x_{i+1} - x_i|}{N - 1} \quad (2.15)$$

2.5. Redes neuronales

Las **Redes Neuronales Artificiales (RNA)** son una técnica de procesamiento y clasificación de información cuya estructura y modelado esta inspirado en el funcionamiento del cerebro humano. El cerebro humano visto de una manera generalizada, se podría definir como un conjunto de millones y millones de células, llamadas neuronas, interconectadas entre sí mediante sinapsis [19] como se muestra en la Figura 2.14.

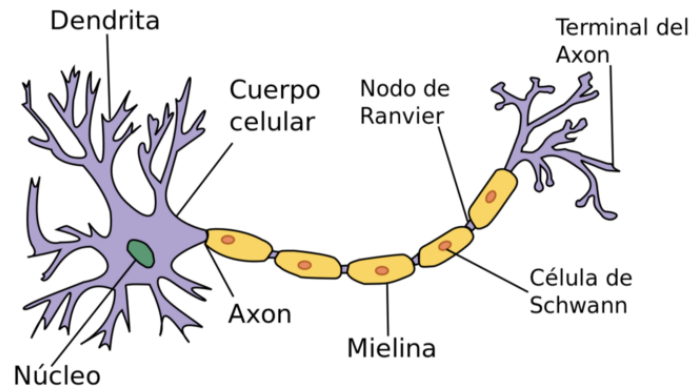


Figura 2.14: Arquitectura básica de una neurona biológica [20]

La sinapsis se lleva a cabo cuando dos neuronas se conectan entre sí a través de las dendritas y las terminales del axón, este proceso regula la transmisión del impulso eléctrico mediante unos elementos químicos llamados neurotransmisores. Una neurona puede recibir varias señales de las distintas sinapsis, y las combina consiguiendo un cierto nivel de estimulación (o activación), en función de éste la neurona emite señales eléctricas mediante impulsos con una intensidad determinada y con una frecuencia llamada tasa de disparo [19].

2.5.1. Neurona Artificial

Las neuronas artificiales son modelos que tratan de interpretar de manera gráfica y matemática el comportamiento de una neurona biológica. En la Figura 2.15 se muestra la estructura básica de una neurona artificial, el conjunto de éstas forman una RNA.

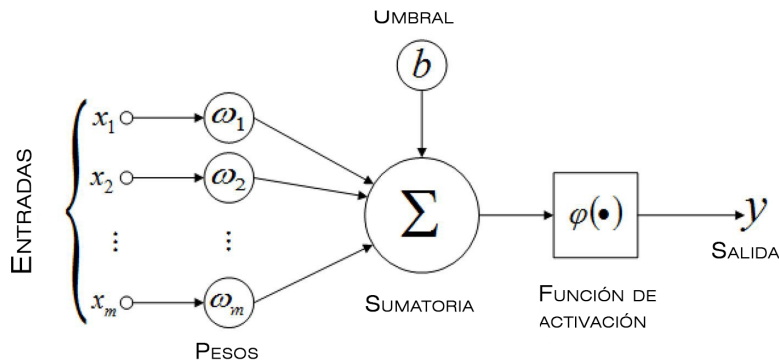


Figura 2.15: Estructura de una neurona artificial i

Como se observa en la Figura 2.15, la neurona artificial se comporta de cierta manera similar a la neurona biológica. De forma simplificada se pueden identificar los siguientes aspectos:

- Entradas (X_1, X_2, \dots, X_n): Es el patrón de entrada, que equivale a los impulsos que envían otras neuronas a través de las dendritas.
- Pesos ($W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{in}$): Son los pesos sinápticos de la red definidos para cada entrada X_n .
- Cuerpo celular ($W_{i1}X_1 + W_{i2}X_2 + \dots + W_{in}X_n$): Representa el potencial sináptico, conocido como función de ponderación que acumula todas las señales de entradas multiplicadas por los pesos y los transfiere a la función de activación.
- Θ : Es el umbral que la neurona debe sobrepasar para activarse.
- Función de activación ($f(x)$): Determina la salida de la red a partir de la salida de la función de ponderación. Puede ser de distintos tipos lineal o no lineal; por ejemplo, si se utiliza la unidad binaria (0 - 1), entonces se denomina función umbral [21].
- y_i : Es la salida obtenida de la neurona i , obtenida luego de aplicar la función de activación al patrón de entrada.

2.5.2. Funciones de activación:

La función de activación juega un papel muy importante para establecer si la información que recibe cada neurona es relevante o no en el proceso de aprendizaje y en la retropropagación del error. Algunas funciones de activación conocidas dentro del análisis de señales EEG se muestran a continuación.

- Sigmoide/Softstep: Esta función es no lineal en el rango de (0, 1) (ver Figura 2.16), por tanto es derivable infinitamente y su gradiente depende de la entrada. Solo transmite valores positivos, además fuera del intervalo (-3, 3), el gradiente de la función tiende a cero, lo que significa que el modelo de la red aprende lentamente [19].

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.16)$$

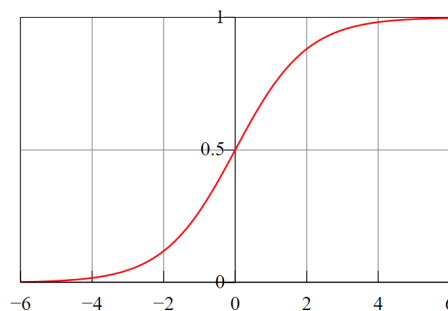


Figura 2.16: Función Sigmoide

- Rectificadora (ReLU): Es una función no lineal (ver Figura 2.17), usada mayormente en problemas de aprendizaje profundo, permite que no todas las neuronas estén activas al mismo tiempo, dado que aquellas con valores negativos, se anulan [22]. Lo que garantiza mayor velocidad y sencillez del cómputo de la red.

$$f(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

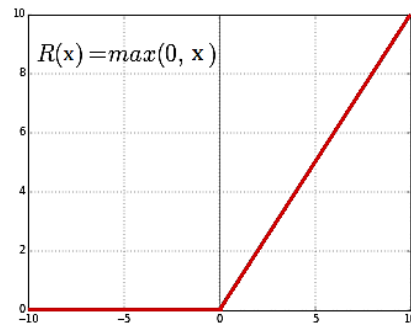


Figura 2.17: Función ReLu

- Tangente Hiperbólica (Tanh): Esta función ofrece una mejora de la función Sigmoide (ver Figura 2.18), es monótona en el rango entre (-1,1) y se aproxima a la función identidad en su origen. Es muy usada en redes con salida continua como el Perceptrón Multicapa [19].

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.18)$$

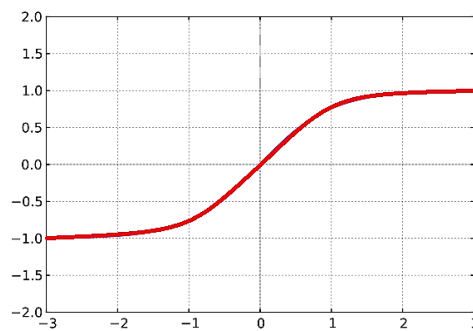


Figura 2.18: Función Tanh

- Softmax: Esta función es una generalización de la *Sigmoide*, es útil para tareas de clasificación y se suele usar en la última capa del modelo. Permite determinar la probabilidad de una entrada de pertenecer a una categoría [22].

2.5.3. Tipos de aprendizaje

Dentro del aprendizaje de una red neuronal se considera dos tipos de fases, una de entrenamiento y otra de validación. En la fase de entrenamiento la red es entrenada con el objetivo de buscar un conjunto de pesos que permitan a la red desarrollar correctamente una determinada tarea hasta alcanzar un nivel de ejecución aceptable [21]. Luego de esa fase se ejecuta la etapa de validación, donde se evalúa la red para realizar la tarea para la cuál fue entrenada. Dentro del proceso de aprendizaje se pueden distinguir tres grupos:

- Aprendizaje supervisado: En este aprendizaje se presenta a la red un conjunto de patrones de entrada junto con la salida deseada.
- Aprendizaje no supervisado: Este aprendizaje se diferencia del anterior ya que no necesariamente existe especificación de una salida deseada para algún patrón de entrada.
- Aprendizaje por refuerzo: Este aprendizaje es una versión de los dos anteriores, se presenta un conjunto de patrones de entrada y se indica a la red si la salida obtenida es correcta o no [21].

2.5.4. Perceptrón Multicapa

Este modelo es una evolución del perceptrón simple monocapa presentado por McCulloch y Pitts (ver Figura 2.15). El perceptrón multicapa comprende varias capas con alimentación hacia adelante, es decir, con conexiones *feedforward* y con retropropagación hacia atrás del error mediante la regla delta generalizada. Este modelo integra una o varias capas ocultas entre la entrada y la salida; y se caracteriza por tener varias salidas disjuntas pero relacionadas entre sí para cada neurona [19]. En la Figura 2.19 se muestra el modelo general del perceptrón multicapa.

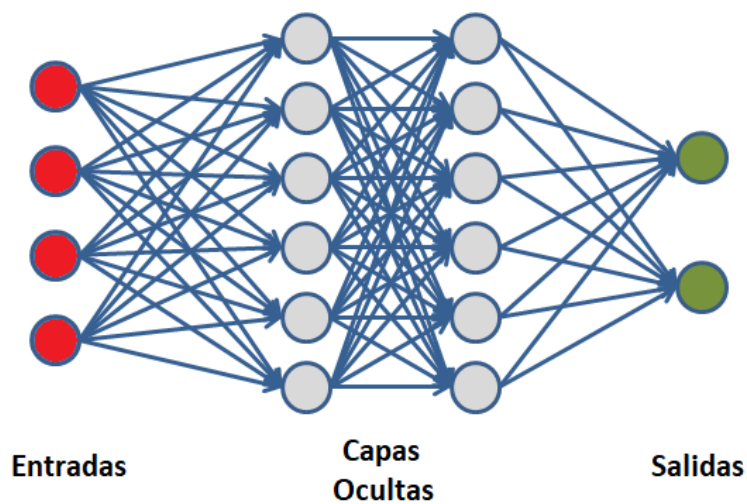


Figura 2.19: Modelo general de un Perceptrón Multicapa

2.5.5. Diseño de redes neuronales

Al momento de diseñar la arquitectura de una red neuronal se deben considerar los siguientes aspectos [19]:

- Función de activación: Define el comportamiento y recorrido deseado entre capas, no influye en la capacidad de la red para resolver el problema, su definición depende del tipo de dato a tratar.
- Número de neuronas de entrada y salida: Viene dado a partir de la definición del problema, selección de características y clases de salida.
- Número de capas ocultas: Este punto es el más importante dentro del diseño de una red neuronal, la manera óptima de definir este número es arbitraria hasta alcanzar un diseño eficiente en conjunto con el número de neuronas en cada capa oculta.

2.6. Estado del Arte

Existen varias investigaciones que proponen alguna metodología para el tratamiento de señales [EEG](#). A continuación, se describen y se comparan los procedimientos realizados por algunos autores en las etapas de adquisición, procesamiento a través de distintos dominios transformados, extracción de características y finalmente la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para la identificación de movimientos o clasificación de eventos.

En [\[23\]](#) se propone una metodología basada en modelos paramétricos [Autoregresivos \(AR\)](#) con el fin extraer las características más relevantes de la actividad motora correspondientes a la imaginación del movimiento de la mano derecha e izquierda. En esta investigación se trabaja con tres bases de datos, las mismas que presentan la toma de señales a distintos sujetos con una duración aproximada de 7 segundos, y una cantidad variable de intentos de 30 pruebas hasta 120 pruebas. El algoritmo propuesto consta de cuatro fases; la primera de pre-procesamiento, que consiste de un filtrado básico la banda de 0.5-30Hz y un filtro espacial. Posteriormente, se extraen las características más relevantes usando el modelo [AR](#) de los canales C3 y C4 (Sistema internacional 10-20), ubicados justamente en la zona cerebral del movimiento a imaginar. En una tercera etapa se aplica el criterio de Fisher para seleccionar las mejores características y finalmente se aplica un clasificador de [Análisis Discriminante Lineal \(ADL\)](#) obteniendo una efectividad de clasificación del 80.8 %.

En [\[24\]](#) se menciona que existen diversas técnicas para la extracción de características aplicada a señales [EEG](#), que facilitan la representación e interpretación de los datos para una posterior clasificación. Entre éstas, se presentan modelos [AR](#), la [FFT](#) y la [WT](#), entre otras, dependiendo del dominio de trabajo, como se muestra en la Tabla [2.4](#); cada una de estas técnicas sustrae información ya sea temporal, frecuencial e inclusive una combinación híbrida de los dominios de tiempo y frecuencia.

Tabla 2.4: Comparativa entre distintas técnicas usadas para la extracción de características en señales EEG a través del uso de imágenes motoras [24]

Método		Ventajas	Limitaciones
Dominio Temporal	AR	Posee ventajas respecto a FFT en su resolución de frecuencia y mejores estimaciones espectrales a partir de segmentos cortos de la señal EEG.	Definición de los parámetros de la estimación espectral, y determinación óptima del orden del modelo AR.
Dominio de Frecuencia	FFT	La señal de EEG puede mapearse desde el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, para indagar la distribución de la amplitud de espectro y reflejar las diferentes tareas del cerebro.	Las funciones de Fourier no son adecuadas para representar señales no estacionarias cuyo contenido espectral varía con el tiempo.
	STFT	Fácil y simple implementación. Ésta segmenta la señal en intervalos definidos a través del tiempo, de tal forma que se asume que la señal es estacionaria para cada segmento.	Los segmentos más largos pueden violar la suposición de cuasiestacionariedad requerida por la transformada de Fourier.
	PSD	Indica la distribución de energía de la señal entre sus diferentes frecuencias.	Es limitada para presentar información adicional en la escala de tiempo.
Dominio Tiempo y Frecuencia	Wavelet	Especial para el tratamiento de señales no estacionarias. Además, puede proporcionar una descomposición de las señales en tiempo-frecuencia multi-nivel.	La adecuada selección de una wavelet madre y el número de niveles de descomposición son los factores más importantes.
	HHT (Hilbert)	No requiere condiciones sobre linealidad y estacionariedad de la señal. Permite la descomposición adaptativa y multiescalar de la señal.	Necesita de un algoritmo iterativo y carece de una formulación matemática formal.
Técnicas Espaciales	CSP	Tiene la capacidad de proyectar señales EEG procedentes de varios canales en un subespacio donde se destacan las diferencias entre las clases y se minimizan las similitudes.	Requiere del entrenamiento de las muestras y de la información de la clase a la que pertenecen. Requiere el uso de muchos electrodos.
Técnicas No Lineales	Entropía	Robusto en el análisis de segmentos de datos cortos, y resistente a los valores atípicos y fuertes transitorios. Es capaz de lidiar con el ruido mediante la estimación adecuada de sus parámetros.	Elección de los parámetros: longitud del vector de la serie (m) y la tolerancia similar (r) antes de calcular la entropía muestral.
	Coefficientes de Lyapunov	Aprovecha el comportamiento aleatorio de una señal EEG para realizar tareas de clasificación.	Encontrar los parámetros óptimos para calcular los exponentes de Lyapunov y mejorar el rendimiento.

Los autores de [13] hacen uso de la interfaz BCI2000 (64 electrodos) para conformar un conjunto de datos de 1500 grabaciones EEG correspondientes a 109 personas saludables. Este conjunto de datos fue constituido mediante el uso de imágenes motoras a través de un protocolo de adquisición, dentro del cual se realizó un total de 14 intentos para la captura de las intenciones de movimiento de apertura y cierre de las manos izquierda y derecha, además de incluir etapas de referencia (apertura y cierre de ojos) previas a la ejecución de la tarea motora; y etapas de relajación una vez termina cada tarea motora. Dentro de la selección de canales se tomaron en cuenta solo los canales que están cercanos a la corteza motora y que influyen en la ejecución de la apertura y cierre de la mano, dentro de los canales tomados se tienen los siguientes: C3, C4 y CZ; tal como se indicó previamente en [23]. El preprocesamiento y extracción de características se realiza usando la herramienta EEGLAB de MATLAB, donde básicamente se aplican etapas de filtrado y remoción de características indeseables en la señal EEG. En una etapa posterior se segmenta la señal en varias ventanas de tiempo donde se extraen los ritmos *mu* (8-12Hz) y *beta* (13-30Hz), para el análisis de los eventos relacionados con la sincronización y desincronización de la tarea motora (ERS/ERD, por en sus siglas en inglés). Para la extracción de las características más relevantes se utilizó el Análisis de Componentes Independientes (ACI) para aplicar una transformación de los diferentes canales a un solo canal de referencia. Finalmente se forma una matriz de características de todos los sujetos y se procede a clasificar el conjunto de datos en dos tipos de algoritmos de aprendizaje automático: redes neuronales (NN, por sus siglas en inglés) y Support Vector Machine (SVM). Después de varios experimentos con un patrón de entrenamiento y prueba diferente en cada experimento, se llega a obtener porcentajes de clasificación de hasta el 89.8 % y 97.1 % con NN y SVM, respectivamente, con parámetros de configuración totalmente diferentes para ambos algoritmos. En el caso de las NN, el número de neuronas en la capa oculta y mediante el uso de SVM, los valores del grado del polinomio y el coeficiente gamma.

En [25] se propone el control de un brazo robot a partir de la clasificación previa de 3 movimientos: la apertura y cierre del brazo, y el cierre de la mano. Para este propósito se hace uso del dispositivo Emotiv EPOC+ que captura las señales EEG de un sujeto de 26 años de edad mientras realiza la ejecución de los 3 movimientos de su extremidad superior derecha con una duración de 7 segundos por cada uno. Dado que se trata de una tarea motora, y la acción está enfocada solo en el movimiento de la mano derecha, se seleccionaron los electrodos ubicados en el hemisferio izquierdo (AF3, F7, F3 y FC5). Posterior a la selección de los canales, se realizó una etapa de preprocesamiento que implica un filtro pasabanda entre 0.5 y 45Hz de 5th orden Butterworth. Para la extracción de características se usaron 3 técnicas; la transformada de fourier, la transformada wavelet, y el Análisis de Componentes Principales (ACP). Para la FFT se extraen los 10 picos de máxima amplitud, en el caso de la WT, se realizó una descomposición de 6 niveles, donde en cada nivel se obtienen 3 parámetros estadísticos (media, desviación estándar y entropía). Finalmente aplicando el ACP se realizó una reducción de los 4 canales de entrada en 4 *eigenvalores*, por lo que finalmente se obtiene un total de 16 características para esta técnica. Como etapa final para la clasificación de las 3 tareas motoras se implementó una red neuronal perceptrón multicapa, con la cual se logró evaluar cada uno de los 3 modelos de extracción de características, obteniendo resultados de clasificación del 91 % (WT), 86.7 % (FFT) y del 85.6 % (ACP). Además se concluye que en el caso de la acción de cerrar la mano las técnicas más adecuadas son la WT y FFT.



La revisión literaria recientemente presentada, detalla soluciones por separado basadas en [FFT](#) y [ACP](#), sin embargo en [26] se propone un algoritmo que integra ambas técnicas para la clasificación de la intención del movimiento de las manos izquierda y derecha de 5 personas sin ninguna afección física en un rango de edad entre 20 y 25 años. En este trabajo se utiliza el dispositivo [BCI](#), Emotiv EPOC una versión previa al Emotiv EPOC+. Igualmente como en las investigaciones presentadas anteriormente se busca trabajar en la zona de la corteza motora, se seleccionó en este caso los electrodos F3 y F4 como base para la etapa de adquisición. En ésta el protocolo de adquisición consta de una etapa de concentración de 2 segundos, una de ejecución de 2 segundos y una etapa final de 1 segundo para relajación, luego el protocolo se repite por un total de 30 veces (15 mano derecha y 15 mano izquierda). En la parte de preprocesamiento no se realiza ningún filtrado dado que dispositivo Emotiv EPOC ya lo hace previamente, en la etapa de extracción de características se hace uso de la [CWT](#) con la wavelet *Mexican Hat* como wavelet madre para segmentar las bandas de frecuencia *mu* y *beta* de la corteza motora. En una etapa siguiente se aplica el [ACP](#), para reducir la dimensionalidad de las características obtenidas previamente con la [CWT](#). Finalmente para la clasificación se usó la técnica de [SVM](#) con un kernel de función de base radial ([RFB](#), por sus siglas en inglés). Con esta técnica se logró obtener un porcentaje de clasificación promedio de todos las personas de un 92.75 %.



Metodología

Esta sección describe la metodología desarrollada para la clasificación de los movimientos de apertura y cierre de la mano, incluyendo además la identificación de un estado de inactividad (*idle*). La Figura 3.1 muestra el diagrama de bloques del sistema BCI propuesto, donde se identifica las siguientes etapas: descripción de la base de datos, protocolo de adquisición, etapa de preprocesamiento, selección de canales, análisis en los dominios de frecuencia y frecuencia-tiempo, extracción de características y clasificación de estados a través de una red neuronal.

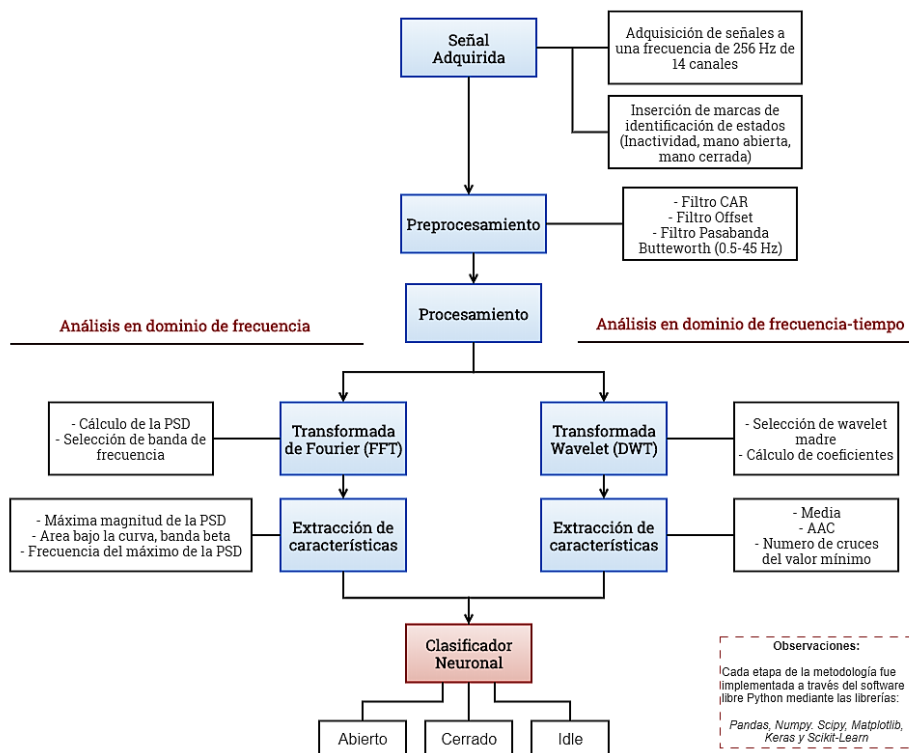


Figura 3.1: Diagrama de bloques del flujo de trabajo del sistema BCI propuesto basado en señales EEG

En la Tabla 3.1 se muestra una descripción general de las funciones y librerías utilizadas a través del software Python en cada una de las etapas de la metodología propuesta.

Tabla 3.1: Funciones usada en el proyecto

Etap	Fase	Librería	Función o Funciones
Adquisición	Inserción marcas	Serial	<i>write</i>
	Lectura de señales EEG	Pandas	<i>read_csv</i>
Preprocesamiento	Filtro CAR	Numpy	<i>Función realizada por los autores</i>
	Filtro Offset	Scipy	<i>signal.butter</i>
	Filtro Pasabanda	Scipy	<i>signal.filtfilt</i>
Procesamiento	FFT	Scipy	<i>periodogram</i>
		Scikit-dsp-comm	<i>filterd</i>
	DWT	PyWavelets	<i>downcoef</i>
Clasificador neuronal	Modelo	Keras	<i>models.sequential</i> <i>layers.dense</i>
	Evaluación	Scikit-Learn	<i>confusion_matrix</i> <i>roc_curve</i>

3.1. Base de datos de pacientes

La base de datos de señales EEG se conformó con 8 sujetos en el rango de edad de 15 a 30 años. Del total de sujetos, 5 no presentan ningún tipo de amputación y 3 presentan una amputación, ya sea en su mano izquierda o derecha. Además, se constituyó un total de 18 registros a partir del número total de sujetos. En la Tabla 3.2, se observa un historial de los sujetos que participaron en nuestro proyecto, así como la distinción de su edad, sexo, y el tipo de amputación según la clasificación CIE-10 [27] en el caso que aplique.

Tabla 3.2: Descripción de pacientes con amputación y sin amputación

Paciente	Sexo	Edad(años)	Amputación		
			Mano (I/D)	Tiempo desde la amputación (años)	Tipo (CIE-10)
P01	M	24	-		
P02	M	27	-		
P03	M	24	-		
P04	M	18	I	2	S68*
P05	M	23	D	1	S58.1*
P06	M	26	-		
P07	M	25	-		
P08	M	30	D	5	S68*

* S68: Amputación traumática de muñeca, mano y dedos de la mano [27].

* S58.1: Amputación traumática a un nivel entre el codo y muñeca [27].

3.2. Configuración del Emotiv EPOC+

Esta sección describe los pasos a seguir para la calibración del dispositivo Emotiv EPOC+, así como la configuración del software *EmotivPRO* para la correcta adquisición y grabación de señales EEG.

Previo a la aplicación del protocolo de adquisición se debe realizar el proceso de calibración del dispositivo Emotiv EPOC+, el cual se describe a continuación:

- **Preparación de electrodos:** Esta paso consiste en aplicar solución salina sobre el conjunto de los 14 electrodos, con el objetivo de garantizar un buen contacto con el cuero cabelludo.
- **Ensamble de electrodos:** Esta paso consiste en insertar cada electrodo en el dispositivo Emotiv EPOC+, girando cada uno en sentido horario hasta ajustarlo.
- **Emparejamiento:** Este paso permite emparejar el Emotiv EPOC+ junto con la computadora para la transmisión de datos a través de un dispositivo USB inalámbrico (*Dongle USB*).
- **Colocación del Emotiv EPOC+:** Esta paso consiste en colocar el dispositivo Emotiv EPOC+ en la cabeza tal como se muestra en la Figura 3.2. Se debe tomar en cuenta la correcta ubicación de los electrodos de referencia **CMS** y **DRL**, justo detrás de la oreja (ver Figuras 3.2a y 3.2b). Además de la ubicación de los electrodos **AF3** y **AF4** a una distancia de tres dedos arriba de las cejas como se muestra en la Figura 3.2c [28].

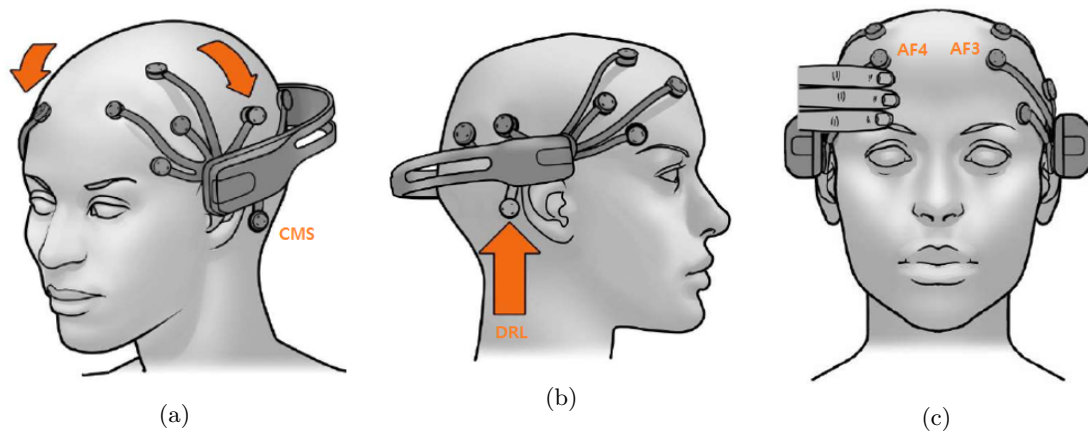


Figura 3.2: Colocación del dispositivo Emotiv EPOC+

- **Calidad de la contacto:** Esta última etapa permite verificar la calidad de contacto entre el dispositivo Emotiv EPOC+ y el cuero cabelludo mediante el uso del software *EmotivPRO* y un mapa de colores que identifica el estado de cada electrodo como se muestra en la Figura 3.3.

Una vez terminada la calibración del dispositivo Emotiv EPOC+, se procede a realizar la configuración del software *EmotivPRO*, en cual se debe especificar la resolución en bits ya sea de 14 o 16 bits, y la frecuencia de muestro a la cual se van a adquirir de las señales EEG a 256Hz, cabe mencionar que estas configuraciones se realizan mientras el Emotiv EPOC+ se encuentra conectado a la computadora. A partir de este último paso es posible grabar las señales EEG, realizar un análisis de las señales adquiridas dentro del software *EmotivPRO* o exportarlas en distintos formatos (*.csv*, *.edf*, *.json*) para su posterior tratamiento usando el software Python.

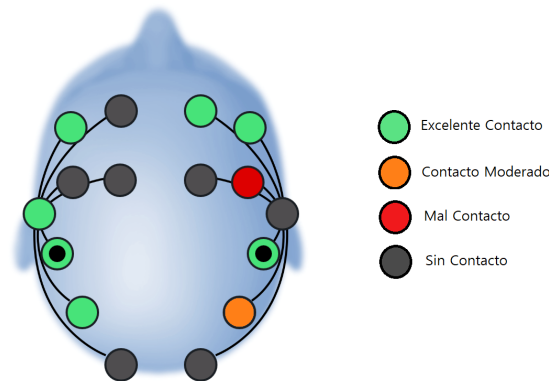


Figura 3.3: Identificación de la calidad de contacto de los electrodos

3.3. Protocolo de adquisición

En esta sección se describe el contenido de cada etapa que conforma el protocolo de adquisición en cada paciente. En base a la Sección 2.6, la metodología propuesta consta de 3 etapas descritas a continuación.

- **Etapa 0:** Esta etapa denominada de “Preparación”, con una duración de 3 segundos, sirve para que el paciente ponga atención a la pantalla previo a la etapa de relajación. Se inserta una secuencia de números (3, 2, 1) hasta escuchar un tono de aviso para la etapa 1.
- **Etapa 1:** Esta etapa denominada de “Relajación” consiste en abrir y cerrar los ojos por un tiempo de 5 segundos para cada acción. Al final de esta etapa se escucha un tono de aviso que dará inicio a la etapa 2.
- **Etapa 2:** Esta etapa denominada de “Acción” se considera la más importante del protocolo de adquisición. En ésta se procede a realizar los movimientos de apertura y cierre de la mano. En la pantalla se muestra la imagen de una mano cerrada por 2 segundos y posteriormente la de una mano abierta otros 2 segundos. Este proceso de acción se conforma de un total de 3 cierres y 3 aperturas de la mano, alternando entre aperturas y cierres; y 5 segundos de relajación. Este proceso se repite un total de 5 veces resultando en 15 intentos por cada acción. Al finalizar el paciente escucha un tono de parada con lo cual se da por terminado el protocolo de adquisición.

El tono de aviso entre las transiciones de cada etapa fue de aproximadamente 0.18 segundos a una frecuencia F_s de 44100Hz. En la Figura 3.4, se observa de manera secuencial cada una de las etapas del protocolo de adquisición.

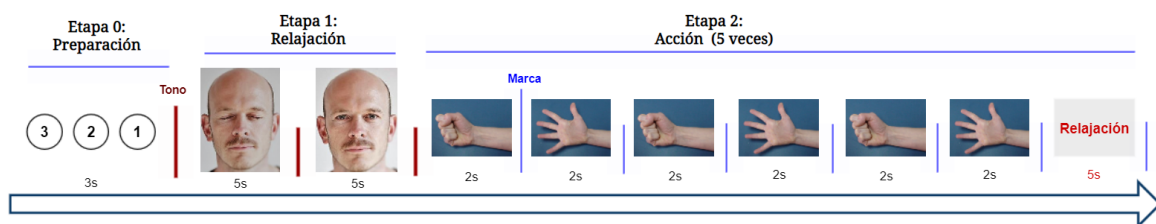


Figura 3.4: Etapas del protocolo de adquisición

3.4. Preprocesamiento de señales EEG

Las señales adquiridas a través del dispositivo Emotiv EPOC+ son afectadas por diferentes factores entre los cuales se encuentran la mala lubricación de los electrodos, artefactos como movimientos de los ojos, entre otros; por esta razón es necesaria una etapa de preprocesamiento. En este proyecto se implementa un filtro de promedio de referencia común (CAR, por sus siglas en inglés) y un filtro paso banda denominado filtro DC.

3.4.1. Filtro CAR

El filtro de CAR, es un filtro espacial dependiente del número total de electrodos analizados. Este filtro calcula la magnitud de voltaje de un electrodo de referencia menos el promedio en amplitud de los demás electrodos [29]. La Ecuación 3.1 muestra el procedimiento que realiza este filtro.

$$\bar{s}_h(t) = s_h(t) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s_i(t) \quad (3.1)$$

Donde $\bar{s}_h(t)$ es la señal que se obtiene después del filtro CAR, $s_h(t)$ identifica al electrodo de referencia, la señal $s_i(t)$ identifica a cada i ésimo electrodo involucrado en el filtro espacial y N es el número de electrodos analizados incluyendo la referencia.

3.4.2. Filtro DC

Las señales medidas por el dispositivo Emotiv EPOC+ son convertidas de un valor sin signo de la salida ADC de 14 o 16 bit a un valor de punto flotante. Para medir valores negativos el valor DC de la señal está aproximadamente a $4200\mu V$. Por tanto, los voltajes negativos se transmiten por debajo del valor promedio mientras que los voltajes positivos por encima del valor promedio. Para remover este valor DC es necesario aplicar un eliminador de valor DC. El método aplicado es un filtro paso alto de primer orden de 0,16Hz para eliminar la señal de fondo como se muestra en la Figura 3.5. La función de transferencia representativa de este filtro se presenta en la Ecuación 3.2.

$$H(s) = \frac{0,99877432 - 0,99877432s}{1 - 0,99754864s} \quad (3.2)$$

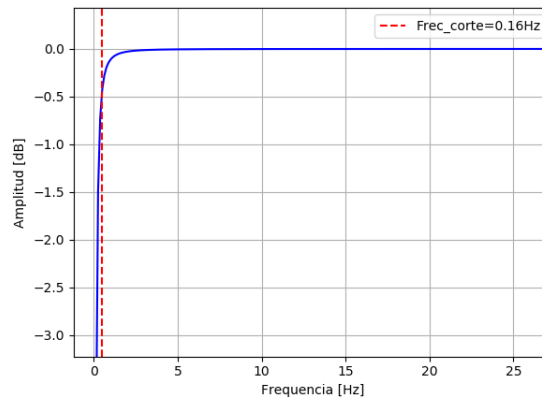


Figura 3.5: Respuesta en frecuencia del filtro DC

3.4.3. Filtro Butterworth

Las señales EEG están mezcladas con datos inservibles producidos por artefactos fisiológicos como el movimiento muscular de los ojos, boca, entre otros [13]. Este filtro Butterworth es un filtro pasabanda entre $0,15Hz$ y $45Hz$ de 5^{to} orden [30], tal como se muestra en la Figura 3.6. La función de transferencia que caracteriza a este filtro se presenta en la Ecuación 3.3.

$$H(s) = \frac{0,01256156s^{10} - 0,0628078s^8 + 0,1256156s^6 - 0,1256156s^4 + 0,0628078s^2 - 0,01256156}{1 - 6,45389818s + 0,186808664s^2 - 0,322621696s^3 + 0,371962309s^4 - 0,301110885s^5 + 0,173365504s^6 - 6,98472262s^7 + 1,88392738s^8 - 0,308492069s^9 - 0,027958233s^{10}} \quad (3.3)$$

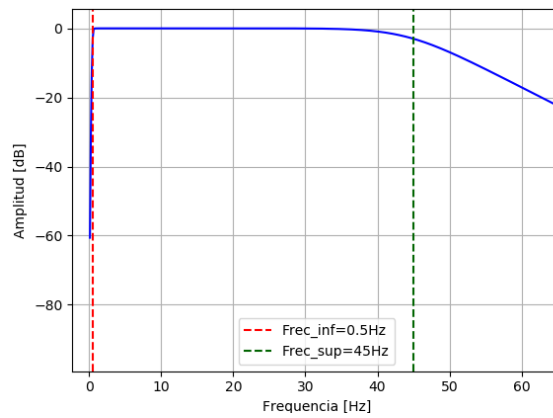


Figura 3.6: Respuesta en frecuencia del filtro Butterworth

3.5. Estados de acción e inactividad

Los dos estados de interés que se busca identificar en este proyecto son: Estado de acción (mano abierta y cerrada derecha); y estado de inactividad. Para cada estado se ha definido un intervalo de análisis de 1,5 segundos de duración.

3.5.1. Estado de acción

Para el estado de acción se tiene un total de **15** registros para cada movimiento abierto o cerrado. Para estas acciones el intervalo de análisis se toma 1,5 segundos después de la inserción de la marca.

3.5.2. Estado de inactividad

Para el estado de inactividad (*Idle*, en inglés) se ha utilizado la Etapa 1 del protocolo de adquisición (ver Sección 3.3), tomando las señales de los ojos cerrados como estado de inactividad. La duración de este estado es de un total de 5 segundos, por lo que se ha subdividido esta duración en **3** subintervalos de 1,5 segundos con la finalidad de obtener registros de igual duración que los estados de acción.

Es importante mencionar que se han descartado 100 muestras desde la inserción de la marca en el inicio del evento de ojos cerrados, con el objetivo de eliminar el movimiento muscular de los párpados producido por el cambio de estado (ojos abiertos → ojos cerrados).

Al finalizar esta etapa se logra conformar un conjunto de datos de **594** elementos a partir del número de registros (ver Sección 3.1) y estados definido anteriormente.

3.5.3. Selección de canales

A partir de la información proporcionada en las Figuras 2.2 y 2.5b, las zonas de cerebro que corresponden a la acción motora se localizan en la parte central del cerebro entre los lóbulos parietal y frontal. Mientras que la zona del cerebro encargada de nuestra visión corresponde al lóbulo occipital. Por lo tanto, en base a esta información los canales que se analizarán debido a su cercanía a estas zonas del cerebro son: $AF3$, $F3$, $FC5$, $F7$, $O1$ y $O2$ para los estados de acción e inactividad en el dominio de la frecuencia y los canales $AF3$, $F3$, $FC5$ y $F7$ en el dominio frecuencia-tiempo para los estados mencionados anteriormente.

3.6. Análisis de dominios transformados

Dentro de las distintas técnicas de procesamiento y análisis de señales EEG (ver Sección 2.4), se tomará en cuenta solamente dos de las técnicas más difundidas en el ámbito científico, y que han dado un gran resultado en la clasificación de movimientos de extremidades del cuerpo humano (ver Sección 2.6). Estas técnicas son: la FFT y la DWT, las mismos que se detallarán a continuación.

3.6.1. Análisis en el dominio de frecuencia

Para el análisis en el dominio de la frecuencia, típicamente se hace uso de la FFT, a partir de ésta se obtiene la densidad espectral de potencia (PSD, por sus siglas en inglés) a través de la estimación del espectro usando el periodograma. Sobre este espectro se extraen distintas medidas estadísticas y espectrales como se verá en la Sección 3.7.1. Es importante recalcar que la acción motora del movimiento de manos se realiza entre las bandas α y β comprendidas entre los 8Hz y 30Hz. Por tanto, se realiza un nuevo filtrado a la señal preprocesada en este rango de frecuencias antes de la aplicación FFT.

En [31] se recomienda usar un filtro de respuesta al impulso finita (FIR, por sus siglas en inglés) de igual rizado (*equiripple*), el mismo que fue implementado usando el método de Remez como se muestra en la Figura 3.7, con valores de rizo en la banda de paso de 0.2dB y una atenuación de 40dB en la banda de rechazo.

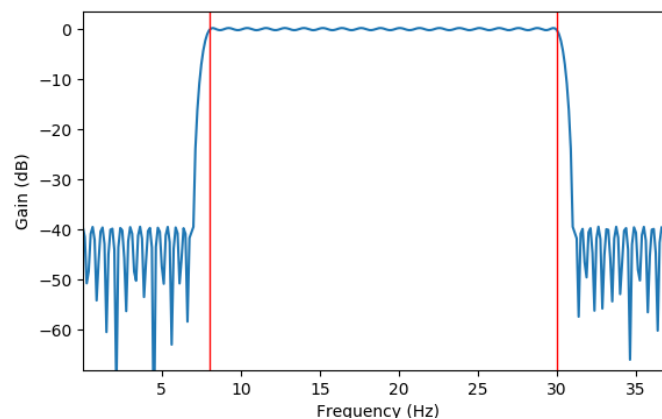
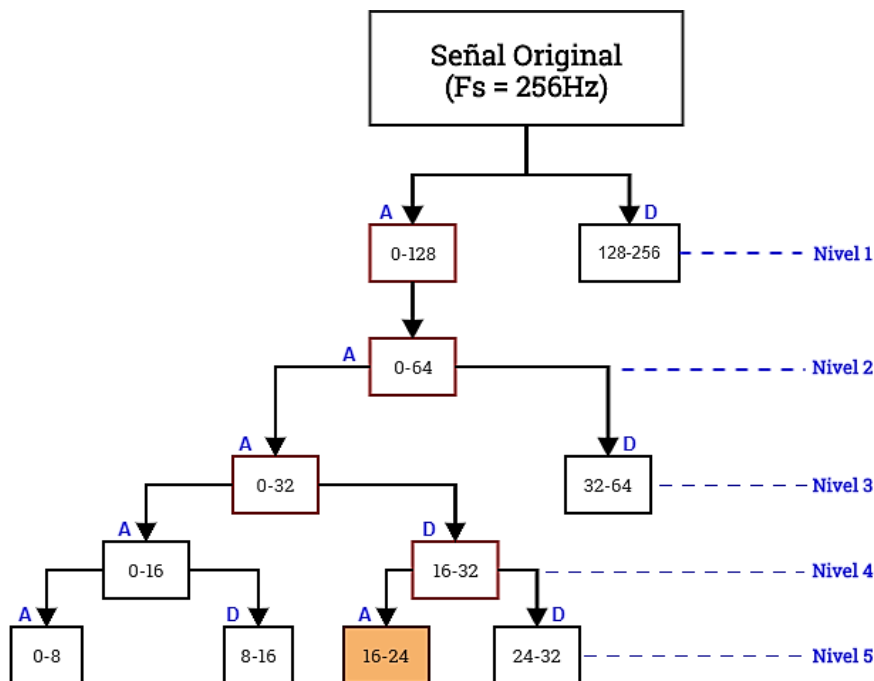


Figura 3.7: Respuesta en Magnitud del Filtro FIR entre 8 y 30Hz

3.6.2. Análisis en dominio frecuencia-tiempo

Para el análisis en el dominio de la frecuencia-tiempo se hace uso de la **DWT**. Como se mencionó en la subsección 3.6.1 la acción motora del movimiento de manos tiene lugar en la banda β comprendida entre 12Hz y 30Hz. Por lo que a partir del comportamiento de la **DWT** como un conjunto de filtros paso bajo y paso alto (ver Figura 2.13), es posible realizar una descomposición por niveles (aproximación y detalle) a partir de la frecuencia de muestreo; así para un nivel específico se obtiene la banda de frecuencia relacionada. Esta transformada tiene un amplio conjunto de funciones Wavelet madre (ver Figura 2.12) para realizar la descomposición, por lo para este proyecto se seleccionó la Wavelet *Daubechies 2* (db2) partiendo de una investigación previa según lo recomendado en [15] y en base a experimentación.

A partir de lo anterior procedemos a analizar la banda entre 16 – 24Hz, la misma que según la descomposición de 5 niveles (ver Figura 3.8), se obtiene a partir de los coeficientes de detalle del nivel anterior (16 – 32Hz).



A partir del espectro normalizado (ver Ecuación 3.4) se obtienen los dos primeros picos máximos en la banda beta (12-30Hz), esto es fundamental para identificar una diferencia entre el estado de inactividad y el estado de acción.

$$PSD_{norm} = \frac{PSD}{Max(PSD)} \quad (3.4)$$

A partir de la identificación del estado de inactividad a través del análisis de máximos en los canales O1 y O2, se procede a determinar las características que proporcionan una diferencia con respecto al estado de acción (apertura y cierre de la mano). En este estado se realiza una normalización con respecto a la suma de todos los N valores en magnitud de la PSD previo a la extracción de características, como se presenta en la Ecuación 3.5.

$$PSD_{norm} = \frac{PSD}{\sum_{f=1}^N PSD(f)} \quad (3.5)$$

En el caso del estado acción se extraen las siguientes características relacionadas con los canales AF3, F3, FC5, F7.

- Magnitud y frecuencia del valor máximo de la PSD dentro la banda β
- Media (μ)
- Desviación estándar (σ)
- Varianza (σ^2)
- Área bajo la curva en las bandas α y β
- Entropía espectral (SE) en la banda β

3.7.2. Características en frecuencia-tiempo

Para la extracción de características en el dominio de frecuencia-tiempo, se parte de los coeficientes de la DWT obtenidos en el nivel 5 de descomposición. A diferencia de la sección 3.7.1, los canales analizados para los estados de inactividad y acción fueron: AF3, FC5, F3 y F7, tomando como referencia el canal F3.

Los coeficientes fueron estandarizados previo a la extracción de características usando el método *Z-Score* [32], este tipo de “normalización” permite conocer a que distancia está cada coeficiente con respecto a la media general, en función de la desviación estándar. La Ecuación 3.6 muestra el proceso usado para la normalización.

$$coef_{Norm} = \frac{coef - \mu_{coef}}{\sigma_{coef}} \quad (3.6)$$

Para encontrar una diferencia entre los estados de inactividad, mano abierta y mano cerrada a partir de los coeficientes estandarizados, se extraen un total de 12 características descritas a continuación.

- Valores máximo y mínimo de los coeficientes
- Media (μ)
- Valor medio absoluto (MAV)
- Desviación estándar
- Curtosis
- Asimetría estadística
- Desviación estándar normalizada
- Energía normalizada
- Cambio de amplitud promediado (AAC)
- Cruces por umbral máximo y mínimo (crossmax - crossmin): Estos dos valores se calculan a partir del 30 % del valor máximo y mínimo de los coeficientes, los cuáles definen el umbral.

3.8. Diseño del clasificador neuronal

Para el diseño del clasificador neuronal se usó el paradigma de aprendizaje supervisado mediante la implementación del modelo **perceptrón multicapa** (ver Sección 2.5.4) con un total de 3 y 4 capas para cada dominio transformado. La primera capa involucra el número de características seleccionadas en los dominios de frecuencia ó frecuencia - tiempo. Mientras que la última capa implica siempre 3 neuronas, una para cada clase de clasificación, en ambos dominios se identifica a los estados de inactividad y los estados de acción (mano abierta y mano cerrada).

Las Tablas 3.3 y 3.4 muestran el número de capas, número de neuronas por cada capa y la función de activación usada según los dos tipos de dominio: frecuencia o frecuencia - tiempo. Cabe mencionar que el número de neuronas ocultas de las capas ocultas fue usado como parámetro de diseño de la arquitectura de las redes neuronales. Para seleccionar el valor adecuado de cada configuración de red neuronal se usó el enfoque de fuerza bruta (búsqueda lineal), variando el número de neuronas de las capas ocultas entre 10 y 100 hasta encontrar el valor que ofrezca el mejor desempeño.

Tabla 3.3: Especificaciones de diseño de la red neuronal en el dominio FFT.

		# Neuronas	Función de Activación
Capa de Entrada		4	Relu
Capas Ocultas	1	90	Tanh
	2	30	Tanh
Capa de Salida		3	Softmax

Tabla 3.4: Especificaciones de diseño de la red neuronal en el dominio frecuencia-tiempo (DWT).

		# Neuronas	Función de Activación
Capa de Entrada		3	Relu
Capa Oculta		50	Relu
Capa de Salida		3	Softmax

Para evaluar y visualizar los resultados obtenidos de cada modelo implementado en la red neuronal se usaron las curvas ROC y la matriz de confusión. En la Figura 3.9 se observa el esquema de red neuronal implementado en el caso del dominio de frecuencia.

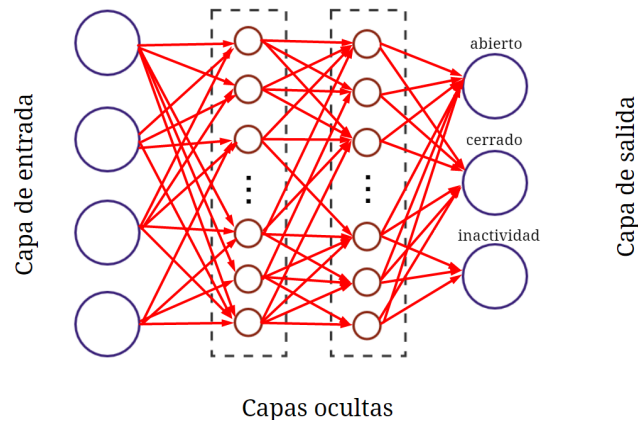


Figura 3.9: Modelo de red neuronal implementado para FFT

3.9. Diseño de control de una mano robot

Para simular los movimientos de la apertura y cierre de la mano, se utilizó un brazo manipulador robot metálico de 5 dedos, modelo **DIY 5DOF** de dimensiones 181.86mm de largo y 44mm de ancho (ver Figura 3.10). Este brazo consta de 5 micro-servomotores modelo A0090, y una serie de falanges metálicas para modelar una mano real. El proceso de armado de esta brazo robot se puede consultar en [33].

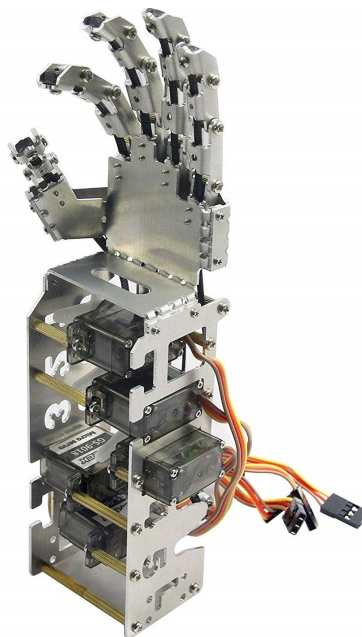


Figura 3.10: Brazo Robot modelo DIY 5DOF



Para lograr el control de los dos movimientos de la mano de robot, se debe asegurar que cada dedo se cierre por completo, por lo que primero se debió identificar la posición inicial (0°) de cada servomotor, para luego ubicarlos en una misma posición neutral (sentido vertical). Luego se procede a implementar el control de la mano robot usando el software Arduino y la plataforma de hardware Arduino Uno. En el Anexo A.2 se detallan las principales características de este hardware y su distribución de pines.

El circuito de control de la mano robot, se presenta se muestra en la Figura A.4 (ver Anexo A). Éste consta de 5 servomotores conectados a las salidas PWM del módulo Arduino (3,5,9,10,11); además como fuente de alimentación se dispone de una batería Lipo de 7.4v 300mA, y en el caso de los servomotores se utilizó un convertidor DC-DC modelo LM2596 para proveer una salida de 5V a 3A, dado que los servomotores requerían mayor corriente.

Dentro del software Arduino se hizo uso de la librería `<Servo.h>`, ésta permite configurar los pines PWM del Arduino mediante la función `servo.attach("Pin")` y el valor del ángulo en grados en cada servomotor para la ejecución de los movimientos de apertura y cierre de la mano, esto se logra con la función `servo.write("grados")`.



Experimentación y análisis de resultados

Este capítulo presenta la evaluación de los resultados obtenidos luego de la aplicación metodología del Capítulo 3. La validación de cada etapa estuvo sujeta a experimentación y basada en investigaciones previas según lo presentado en la Sección 2.6.

4.1. Validación del protocolo de adquisición de señales EEG

A partir de lo detallado en la Sección 3.2, es importante identificar el inicio y final de cada estado, sea éste de inactividad o de acción. Por tanto, se han insertado un total de 40 marcas¹. Debido a que el software de adquisición, *EmotivPRO*, no permite colocar marcas de identificación automáticas, fue necesario el uso de un puerto serial virtual que habilite la comunicación serial entre una aplicación desarrollada en Python y el programa *EmotivPRO*, para la inserción de las marcas. Mediante un código en Python se ha verificado que la inserción de marcas sea correcta, en consecuencia la longitud del vector de valores entre dos marcas de una acción es de 512 que para este protocolo experimental equivale a dos segundos.

El diseño del protocolo para la adquisición de las señales *EEG* es la base del éxito del diseño del clasificador; por ejemplo, en experiencias previas se realizó un protocolo que adquiría las señales únicamente tres veces, es decir, tres acciones de mano abierta y tres acciones de mano cerrada, sin embargo esto generó alta incertidumbre en el diseño del clasificador, debido al limitado número de comparaciones a las que se podía acceder con estos datos. A partir de esta experiencia se realizó un segundo diseño del protocolo, mismo que se describe en la Sección 3.3. La Figura 4.1 muestra la importancia de realizar una adquisición con varios intentos debido a que se pueden presentar señales erróneas en el intervalo de acción de apertura o cierre de la mano.

¹Marca: Identificador creado por código para delimitar estados en el protocolo de adquisición.

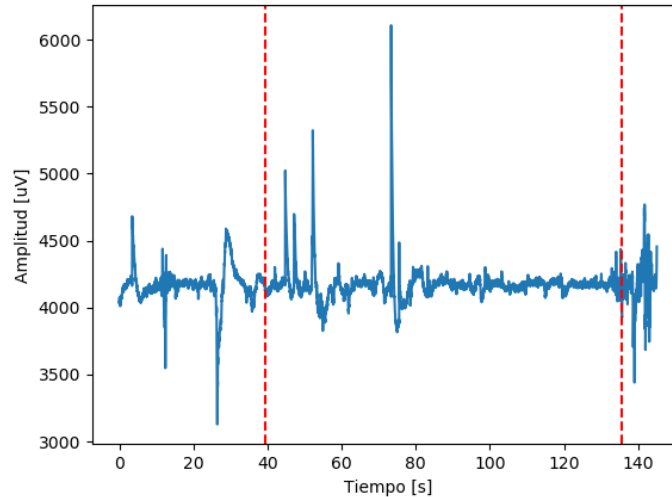


Figura 4.1: Ejemplo de una señal con intentos erróneos. Canal FC5. Paciente 4. Registro 3

4.2. Diferenciación de acciones en hemisferios del cerebro

Esta sección presenta el análisis y definición del conjunto de variables estadísticas implicadas en la diferenciación de hemisferios del cerebro. Estas variables ya sea en dominio de tiempo, frecuencia o frecuencia-tiempo presentan diferencias con respecto a los movimientos de la mano realizados con la extremidad superior derecha o izquierda. Esta diferenciación es de gran importancia en el caso de pacientes amputados, ya que permite detectar fallos positivos en la intención del movimiento de la mano.

Como se detalló en la Sección 2.1.1 un movimiento de la mano realizado con la extremidad superior derecha implica la activación del hemisferio izquierdo, igual analogía se presenta en el caso de un movimiento realizado con la extremidad superior izquierda y la correspondiente activación del hemisferio derecho. A continuación, se evalúan diferentes metodologías que permitan obtener una diferenciación entre las acciones de apertura y cierre de la mano a través de los canales *FC5* (Hemisferio izquierdo) y *FC6* (Hemisferio derecho) en la ejecución de movimientos con la mano derecha e izquierda.

Una primera propuesta se muestra en la Figura 4.2, donde se emplea la señal procesada en tiempo para los canales *FC5* y *FC6*. A partir de esto se calcula el valor del cambio de amplitud promediado (*AAC*) como diferenciador para las acciones de abrir y cerrar la mano.

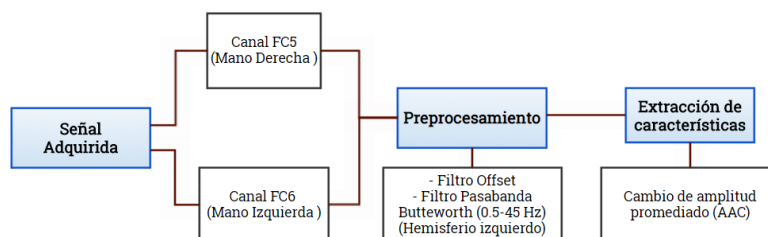
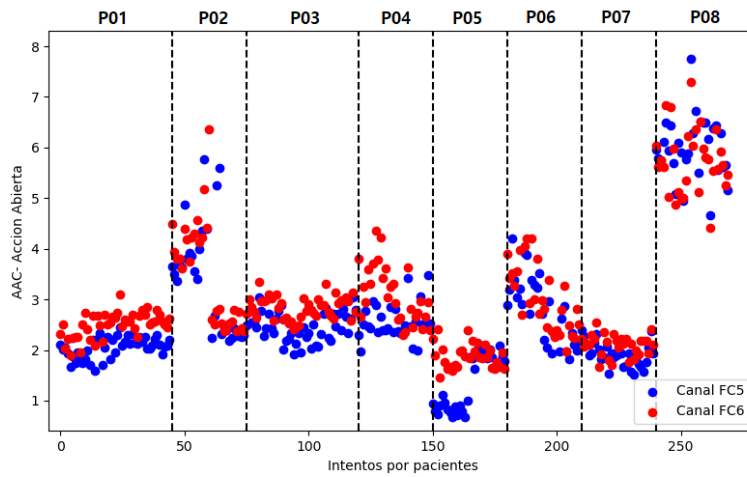
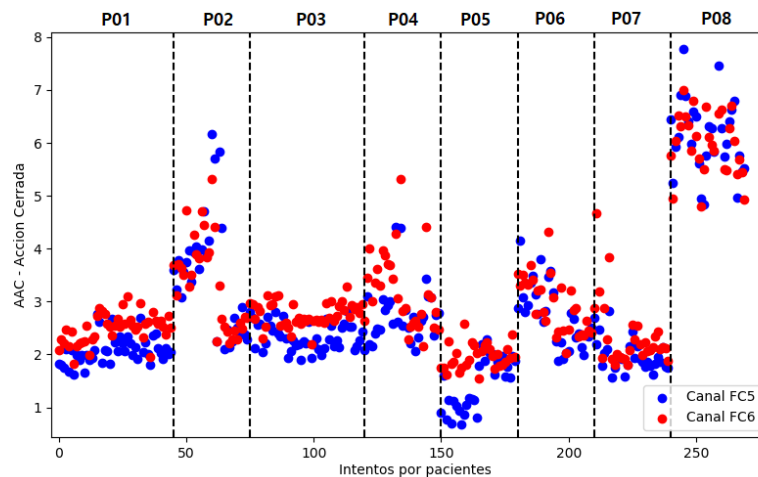


Figura 4.2: Diagrama de bloques para diferenciación de acciones con la mano izquierda y derecha

En las Figuras 4.3a y 4.3b se muestra la diferenciación clara entre los canales $FC5$ y $FC6$ con respecto a cada paciente. Se puede notar que al analizar el valor de AAC (Escala vertical) respecto a las acciones mano abierta y cerrada, el canal $FC6$ es mucho mayor al canal $FC5$, esto debido a que el análisis se realiza sobre la acción en la mano izquierda. Sin embargo se puede notar como en el caso del paciente $P08$, el valor de AAC no otorga una clara diferencia entre los canales $FC5$ y $FC6$ principalmente en la acción mano cerrada (ver Figura 4.3b), esto presumiblemente debido a que se está evaluando a un paciente amputado y el tiempo transcurrido desde la amputación de su mano es mucho mayor respecto a los demás (ver Tabla 3.2). Por esta razón al momento de realizar la acción con su mano hábil (Izquierda) produjo la activación simultánea de los electrodos $FC5$ y $FC6$, por lo que es necesario aplicar un tratamiento más profundo de las señales EEG en el caso de estos pacientes.



(a) ACC vs. Intentos por paciente - Mano Abierta

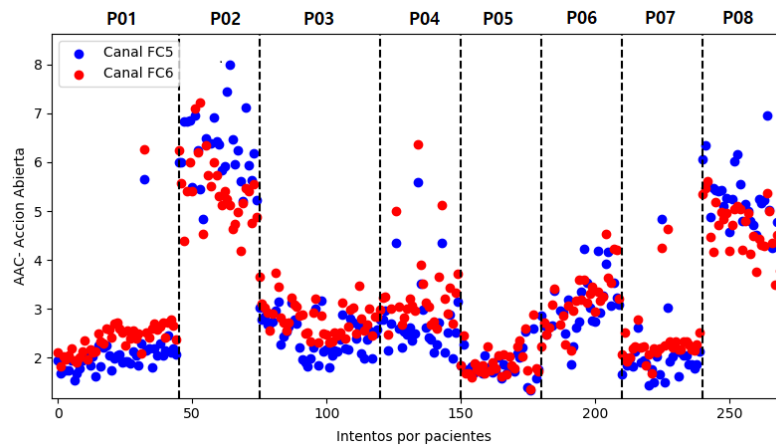


(b) ACC vs. Intentos por paciente - Mano Cerrada

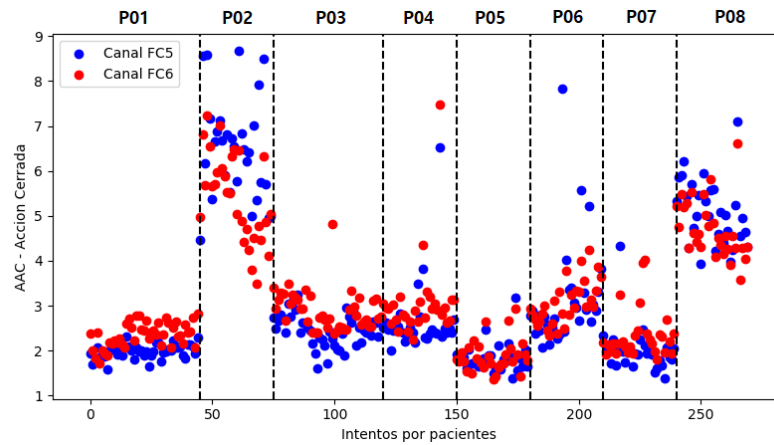
Figura 4.3: Gráfico de dispersión (AAC vs. Intentos) de los canales $FC5$ y $FC6$ para los intentos de acción realizados con la mano izquierda

A continuación, se aplica la metodología propuesta en la Figura 4.2 para evaluar las acciones de apertura y cierre de la mano realizadas con la extremidad derecha con el objetivo de verificar si el canal $FC5$ presenta mayor actividad con respecto al canal $FC6$.

En las Figuras 4.4a y 4.4b se puede observar las gráficas de dispersión tanto para la mano abierta como para la mano cerrada, se puede notar que la hipótesis anteriormente planteada se cumple solamente para los pacientes *P02* y *P08*. Sin embargo, permite indicar que siempre existe una diferencia clara entre los canales *FC5* y *FC6* para cada paciente. Algo muy importante de mencionar es que para el paciente *P08* se tiene una clara separación entre los canales *FC5* y *FC6*; dado que se está analizando la extremidad amputada de este paciente, lo que no ocurrió en el caso anterior (ver Figura 4.3) donde no existía alguna separación entre canales.



(a) ACC vs. Intentos por paciente - Mano Abierta



(b) ACC vs. Intentos por paciente - Mano Cerrada

Figura 4.4: Gráfico de dispersión (AAC vs. Intentos) de los canales *FC5* y *FC6* para los intentos de acción realizados con la mano derecha

Adicionalmente, se presenta la comparación entre dos registros de un paciente con amputación y dos registros de un paciente sin amputación, con el objetivo de verificar igualmente las diferencias entre los canales *FC5* y *FC6* al momento de ejecutar una acción con su mano izquierda y derecha. En este caso se aplica un procesamiento adicional al mostrado en la Figura 4.2; se añade un filtro *CAR* para los canales *FC5* y *FC6*, y se aplica la *CWT* (*Mexican Hat*) a la señal preprocesada en el rango de frecuencias de 24 a 32 Hz y una resolución de 60 escalas. Finalmente se extrae la energía de la *CWT* como variable estadística para la diferenciación entre hemisferios del cerebro.

En la Figura 4.5 se presenta el diagrama de bloques utilizado para la diferenciación entre acciones realizadas con la mano izquierda y derecha.

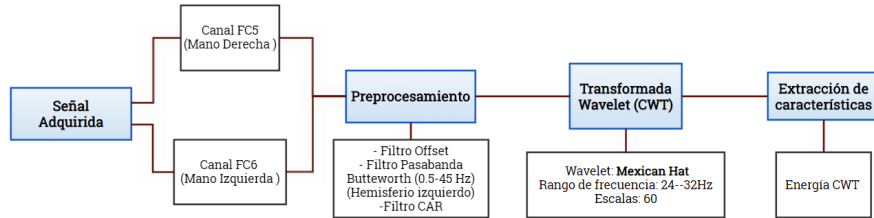
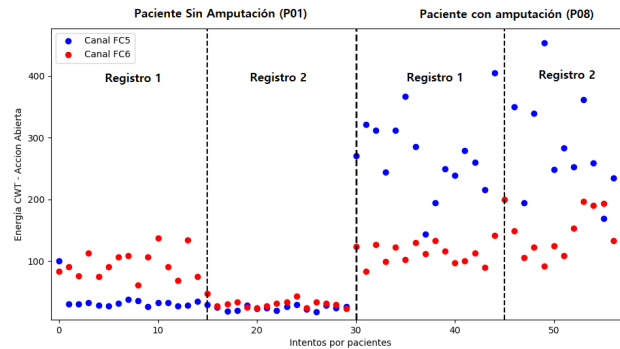
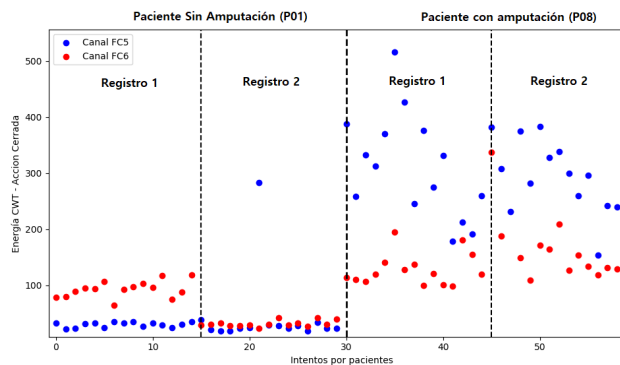


Figura 4.5: Diagrama de bloques para diferenciación de acciones con la mano izquierda y derecha aplicando la transformada wavelet continua

En la Figura 4.6, se puede notar que luego de aplicar más procesamiento a la señal de tiempo, la diferenciación entre los canales *FC5* y *FC6* es mucho mayor a la presentada en la Figura 4.3. Además se determina en base a experimentación que la energía de la CWT en pacientes amputados es mayor a los pacientes que no presentan amputación, igualmente se puede notar que los valores de energía se mantiene estables para ambos registros del paciente amputado (ver Figuras 4.6a y 4.6b) en comparación con el paciente sin amputación (*P01*).



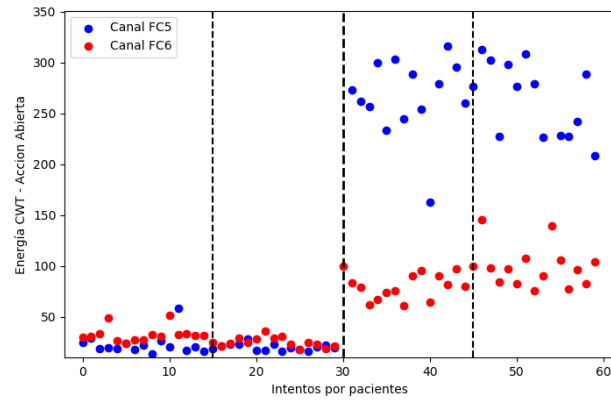
(a) Energía CWT vs. Intentos por paciente - Mano Abierta



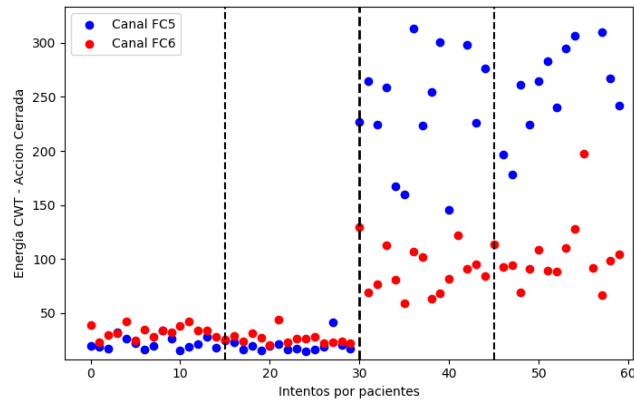
(b) Energía CWT vs. Intentos por paciente - Mano Cerrada

Figura 4.6: Gráfico de dispersión (Energía CWT vs. Intentos) de los canales FC5 y FC6 para los intentos de acción realizados con la mano izquierda

En las Figuras 4.7a y 4.7b se presenta similar análisis al anteriormente descrito pero esta vez empleando los intentos realizados utilizando la mano derecha. En este análisis se aprecia de una manera más clara la diferenciación entre los canales $FC5$ y $FC6$, dado que para los pacientes evaluados su extremidad hábil es la derecha. En el caso del paciente $P08$ con una amputación en su mano derecha, se puede observar como el canal $FC5$ presenta mayor actividad que el $FC6$, lo que se ajusta perfectamente a la literatura menciona en la Sección 2.1.1. Por otro lado en el caso del paciente $P01$ (sin amputación), a pesar de que existe una diferenciación clara entre los canales $FC6$ y $FC5$, el canal $FC6$ tiene un mayor valor de energía en comparación al $FC5$, por lo que se deduce experimentalmente que en pacientes con amputación la actividad realizada con la extremidad superior derecha tiene influencia en el hemisferio izquierdo, y viceversa. En el caso de pacientes sin amputación, esto no siempre se cumple según lo mostrado en las Figuras 4.3, 4.4, 4.6 y 4.7.



(a) Energía CWT vs. Intentos por paciente - Mano Abierta



(b) Energía CWT vs. Intentos por paciente - Mano Cerrada

Figura 4.7: Gráfico de dispersión (Energía CWT vs. Intentos) de los canales $FC5$ y $FC6$ para los intentos de acción realizados con la mano derecha

4.3. Validación de etapas de preprocesamiento

En esta sección se toma el caso del **Paciente 4 - Registro 2** (ver Tabla 3.2) como ejemplo para evaluar los distintos filtros usados en la etapa de preprocesamiento. Como se mencionó en la sección 3.4, estos filtros permiten obtener una señal EEG libre de ruido y/o interferencias, y con rangos de amplitud moderados. La Figura 4.8 muestra los canales ($AF3$, $F3$, $FC5$, $F7$) involucrados en la identificación de las acciones de mano abierta y mano cerrada en el dominio de la frecuencia. Estos 4 canales fueron usados dentro del filtro CAR (ver Sección 3.4.1), tomando como referencia al canal $FC5$ debido a su cercanía a la zona motora.

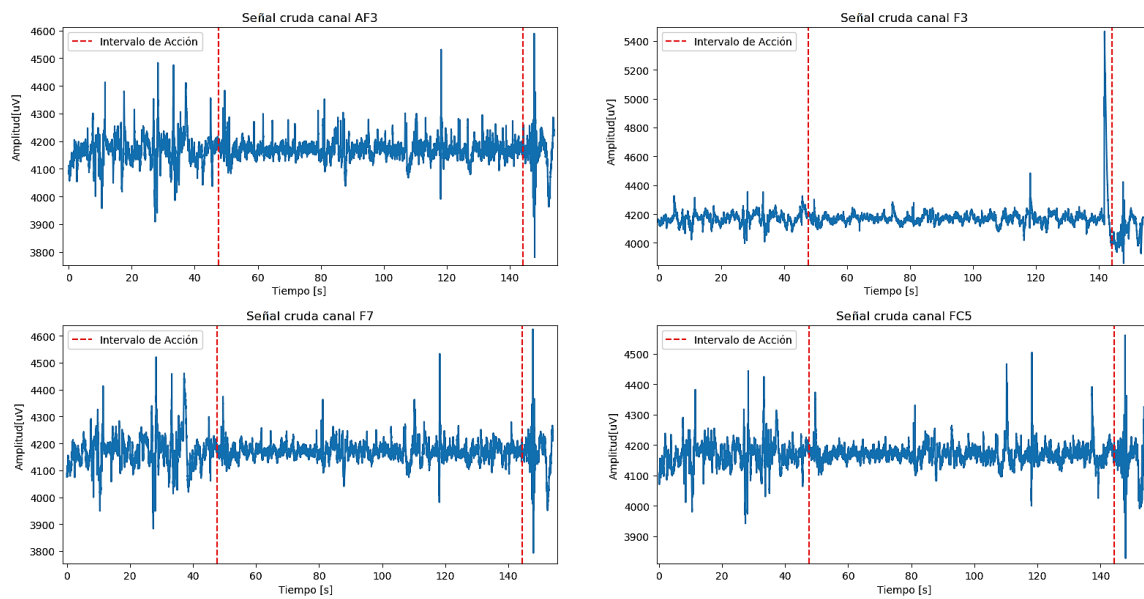
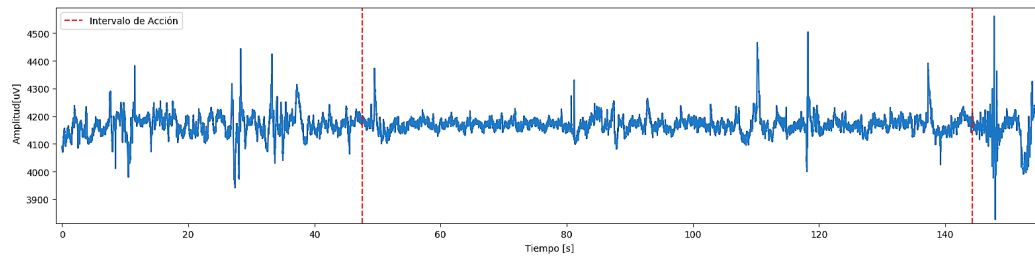


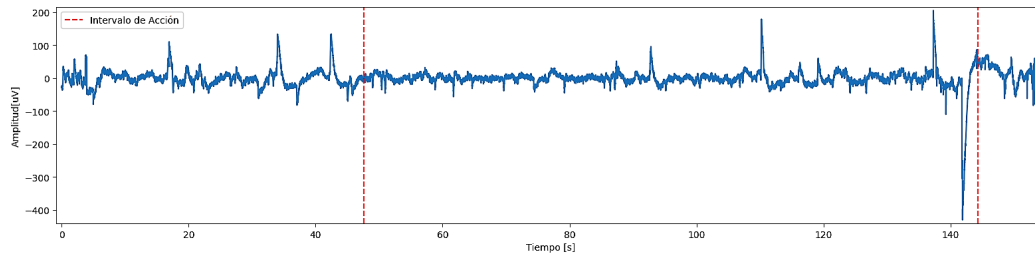
Figura 4.8: Canales involucrados en la etapa de preprocesamiento dentro del análisis del estado de acción para el dominio de la frecuencia

Además, se puede notar que el canal $AF3$ presenta mayor intensidad en comparación a los canales $F3$, $FC5$ y $F7$ (ver Figura 4.8), debido a que se encuentra más cercano a la zona ocular al igual que el canal $F7$. Dentro del intervalo de acción se identifica algunos sobrepicos mayores al valor promedio de la señal de $4200 \mu V$ producidos por el efecto de movimientos del paciente al momento de ejecutar las acciones de apertura y cierre de la mano, así como el mal contacto de los electrodos al cuero cabelludo. Por este razón es justificado aplicar una etapa de preprocesamiento previo al análisis en el dominio transformado.

La Figura 4.9 muestra el resultado luego de aplicar el filtro CAR sobre el canal $FC5$. Se nota claramente como el ruido de la señal ha disminuido en intensidad, al igual que el nivel de amplitud de la señal se desplaza alrededor de $0 \mu V$, esto debido a que en el proceso de filtrado, el canal de referencia se resta con respecto a la media de los canales $AF3$, $F3$ y $F7$ (Ecuación 3.1). Cabe recalcar que la etapa de procesamiento se aplica sobre toda la adquisición de la señal y no por cada intento (abierto o cerrado), esto debido a que el preprocesamiento por intentos puede ocultar comportamientos erróneos de la señal EEG, como se mostró en la Figura 4.1.



(a) Señal en tiempo. Canal FC5



(b) Filtro CAR referenciado al canal FC5

Figura 4.9: Comparativa entre señales sin procesar y luego de la aplicación del filtro CAR para el análisis del canal FC5 del Paciente 4 - Registro 2

Luego del primer filtrado, se aplican dos etapas de filtrado adicionales (ver Figura 4.10). La primera etapa de filtrado permite eliminar la componente *DC* de la señal, a pesar de que filtro CAR también cumple con un propósito similar (ver Figura 4.9b). La segunda etapa de filtrado garantiza el análisis dentro del rango de frecuencias de las señales EEG de 0.5 a 45Hz.

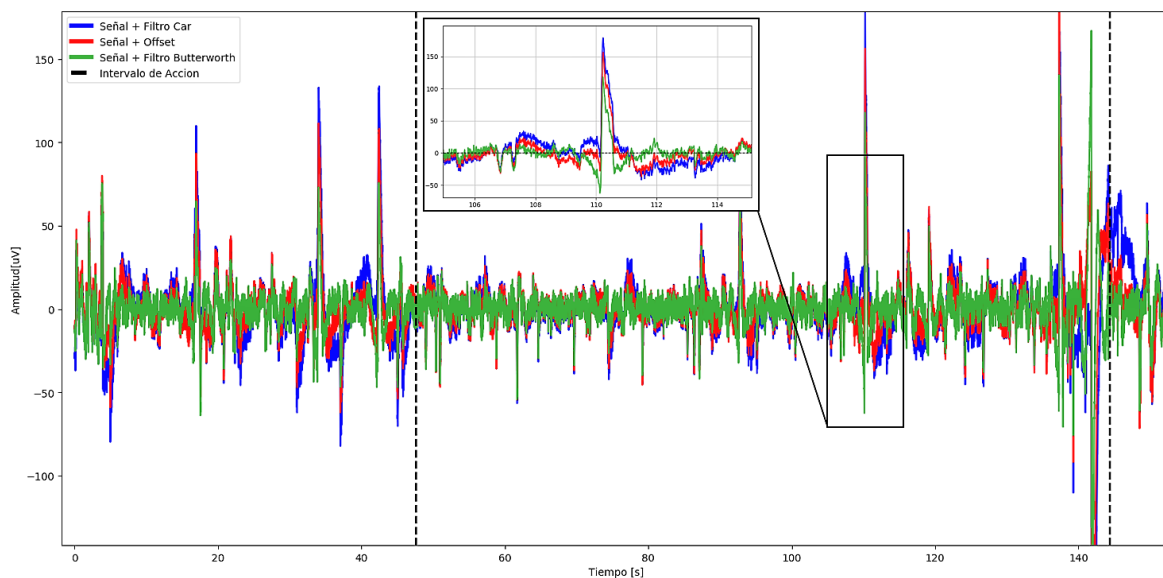


Figura 4.10: Descripción gráfica del efecto del filtrado en la etapa de preprocesamiento

4.4. Análisis de procesamiento en dominios transformados

4.4.1. Análisis de procesamiento en frecuencia

En el análisis del dominio de la frecuencia es importante analizar el comportamiento de las acciones en diferentes bandas de frecuencia. La Figura 4.11a muestra la señal de inactividad en la banda beta (12-30 Hz). De forma semejante las Figuras 4.11b y 4.11c muestran las señales de acción de mano cerrada y abierta, respectivamente. De estas figuras, el valor máximo es una característica útil que permiten diferenciar entre un estado de inactividad y acción.

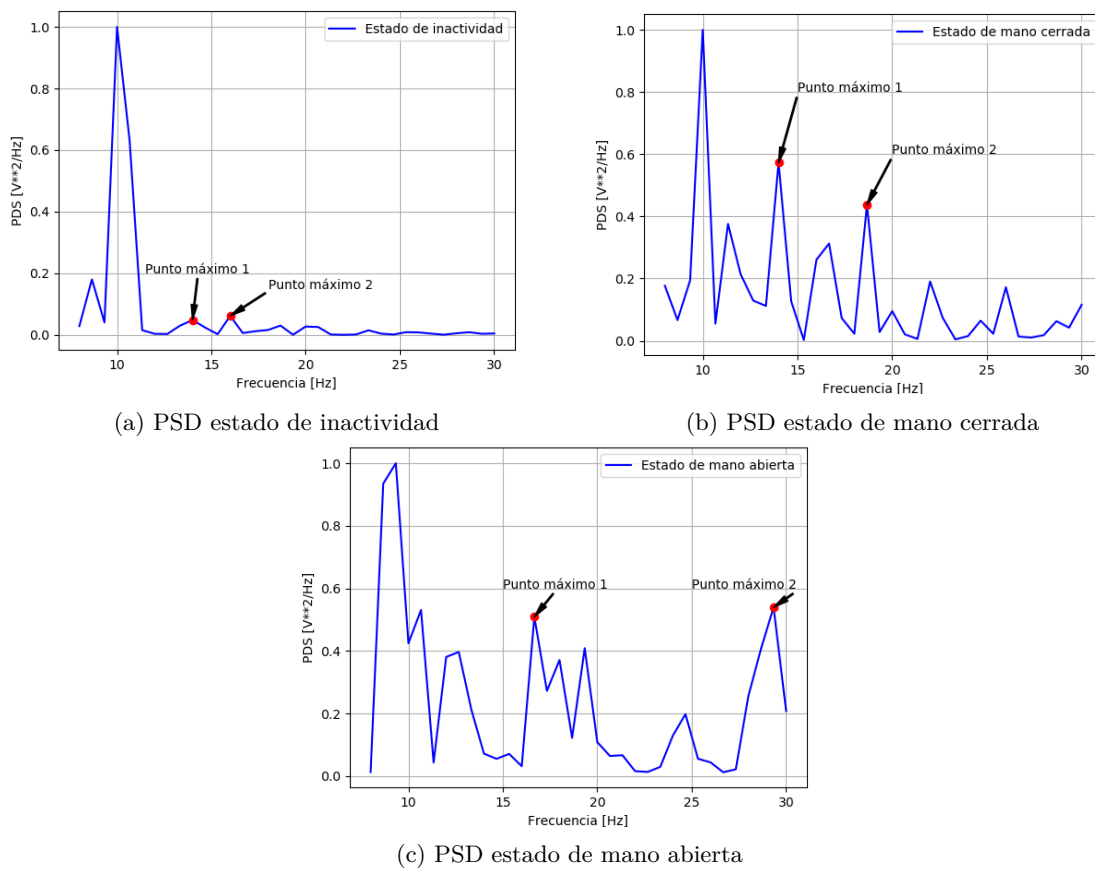
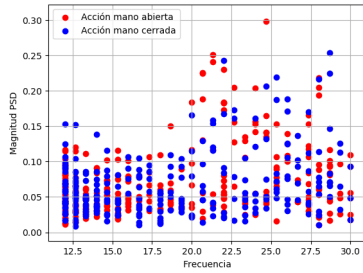


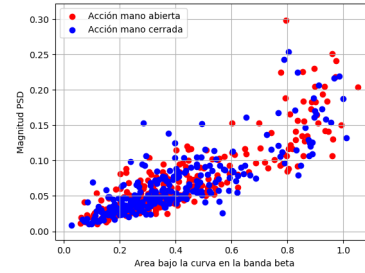
Figura 4.11: Identificación de picos máximos en la banda beta de la *PSD* para los estados de inactividad (a), mano cerrada (b), mano abierta (c)

Para determinar una diferencia entre una acción de mano abierta y mano cerrada es necesario analizar las características mencionadas en capítulos anteriores. La Figura 4.12 muestra, en el plano frecuencia vs. magnitud, la comparación de algunas características como son media, máximo de la magnitud de la PSD, frecuencia correspondiente al valor máximo de la magnitud de la PSD y el área bajo la curva en la banda β . En ningún caso, existen diferencias visualmente claras, por lo que resulta necesario hacer uso de fuerza bruta² mediante redes neuronales para determinar las mejores características para encontrar una diferencia entre los estados.

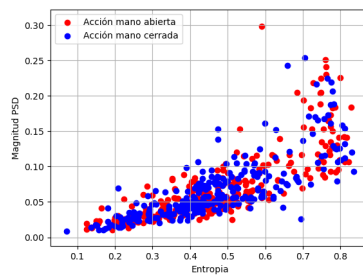
²Fuerza bruta: Método de cálculo usado para determinar una solución óptima a partir de evaluar todas las posibles arquitecturas relacionadas con la solución de un problema. Disponible en: <https://medium.com/intuitionmachine/the-brute-force-method-of-deep-learning-innovation-58b497323ae5>



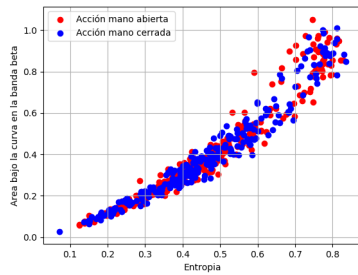
(a) Magnitud PSD(Max) vs. Frecuencia (Max)



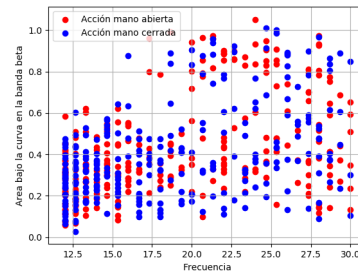
(b) Magnitud PSD(Max) vs. Área bajo la curva en la banda beta



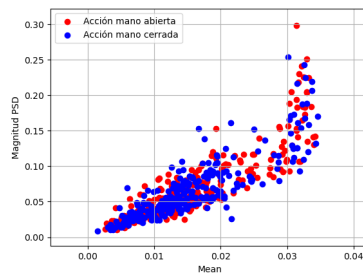
(c) Magnitud PSD(Max) vs. Entropía



(d) Área bajo la curva en la banda beta vs. Entropía



(e) Área bajo la curva en la banda beta vs. Frecuencia (Max)



(f) Magnitud PSD(Max) vs. Media

Figura 4.12: Comparación de algunas características entre acción de mano abierta y mano cerrada

4.4.2. Análisis de procesamiento en frecuencia-tiempo

Para el análisis del dominio frecuencia-tiempo se debe tener en cuenta que en cada nivel de descomposición la resolución en frecuencia de la señal se incrementa, tal como se mostró en la Figura 3.8. El aumento en resolución provoca que la longitud de los coeficientes de detalle y aproximación disminuyan en longitud tal como se muestra en la Figura 4.14. A continuación, se muestra un ejemplo de descomposición por niveles para una señal de tiempo tomada a un paciente al realizar la acción de mano abierta (ver Figura 4.13).

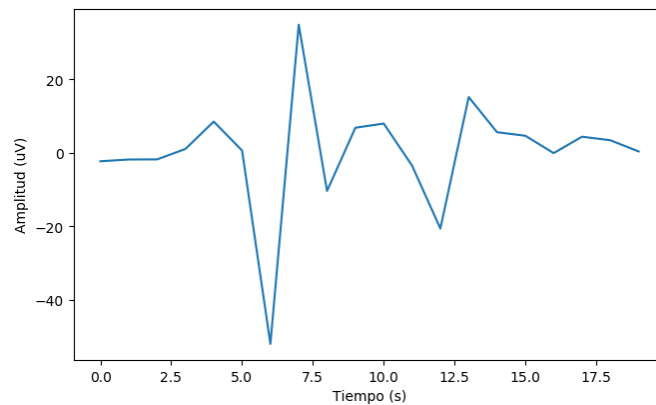


Figura 4.13: Señal en tiempo considerando una acción de mano abierta. Paciente 8. Registro 1

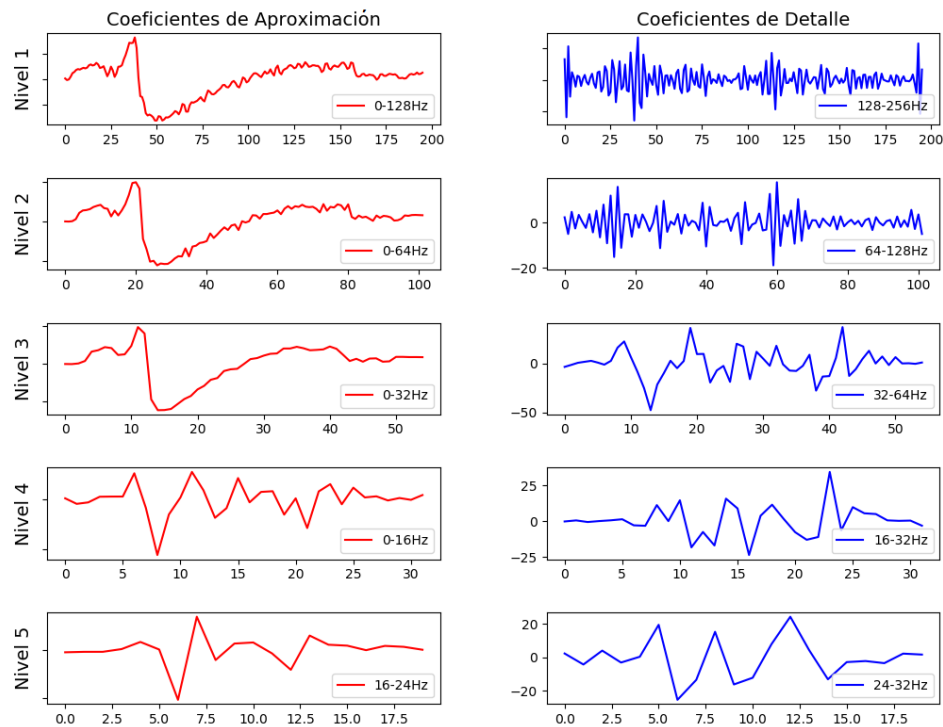


Figura 4.14: Descomposición por niveles de una señal en tiempo (Figura.4.13) .Paciente 8. Registro 1

A partir de los coeficientes en la banda de 16 a 24 Hz se calculan la asimetría y la desviación estándar, estas variables permiten diferenciar entre un estado de inactividad y un estado de acción. Las Figuras 4.15 y 4.16 muestran cómo la concentración de punto azules (estado de inactividad) es mucho mayor para valores de desviación estándar menores a 4. El porcentaje de concentración en este rango representa un 66 % del total, por lo que los valores que no cumplan esta condición son descartados, garantizando una mejor clasificación en el entrenamiento de la red neuronal.

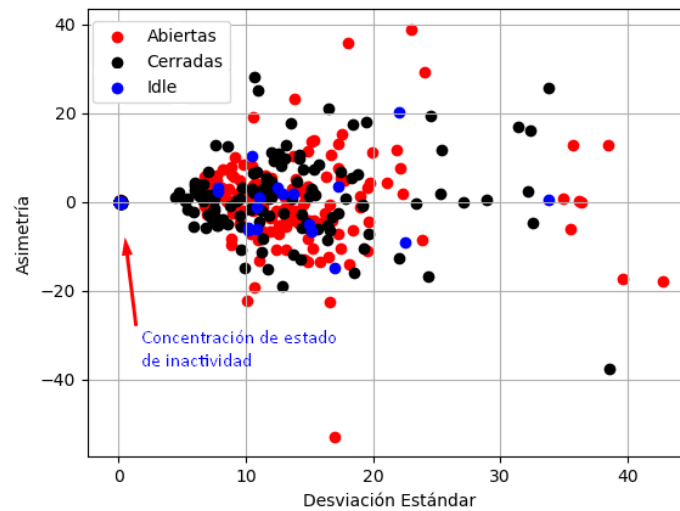


Figura 4.15: Asimetría vs. desviación estándar: Identificación de estado de inactividad

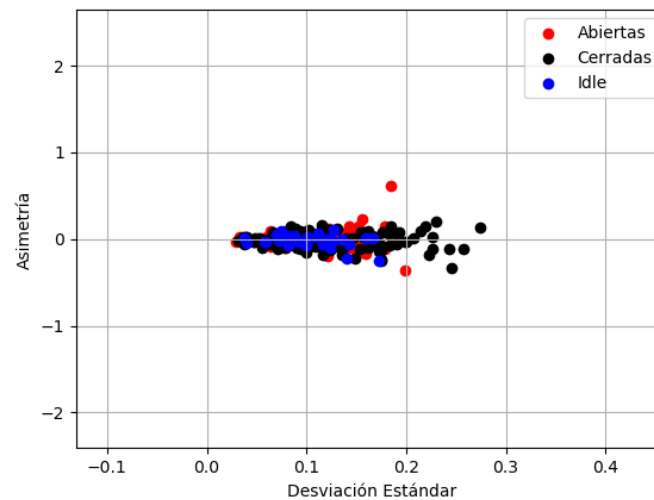


Figura 4.16: Asimetría vs. desviación estándar: Representación a escala del estado de inactividad

En el caso del estado de acción se realiza un procedimiento similar al estado de inactividad delimitando el perímetro a analizar, éste comprende valores de desviación estándar entre $[4, 22]$ y valores de asimetría entre $[-10, 10]$. El perímetro tomado en estos dos rangos busca delimitar la mayor cantidad de concentración de los movimientos de apertura y cierre como se muestra en la Figura 4.15, disminuyendo así los valores atípicos.

Las variables estadísticas para evaluar el rendimiento del clasificador neuronal en el dominio frecuencia-tiempo tomarán en cuenta dos enfoques; el primero considerando los valores atípicos (fuera de los rangos establecidos) para los estados de inactividad y acción; y el segundo enfoque considerando los valores válidos dentro de los rangos para cada estado, esto se muestra en la Figura 4.17.

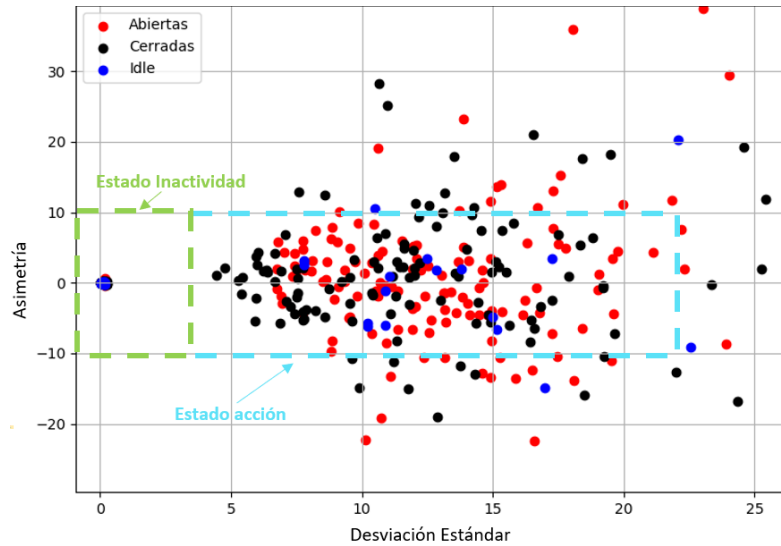


Figura 4.17: Asimetría vs. desviación estándar: Identificación de rangos válidos para los estados de acción e inactividad

4.5. Evaluación de diferentes metodologías aplicadas a los dominios transformados

En esta sección se describe los experimentos realizados con diferentes metodologías previo a la selección de la metodología propuesta en la Figura 3.1. A continuación, se describe cada una de las metodologías implementadas y su respectiva evaluación tanto en el dominio de frecuencia como el dominio frecuencia-tiempo.

4.5.1. Metodologías evaluadas en el dominio de frecuencia

- **Primer enfoque:** Esta primera metodología aplica la FFT a la señal preprocesada. A continuación, se extraen los valores correspondientes a las amplitudes de la PSD en el rango de 0-30 Hz, finalmente se aplica la acción de clasificación a través de una RNA. El diseño de la RNA consta de 1 capa oculta de 90 neuronas, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.18a se muestra la evaluación del clasificador a través de la matriz de confusión para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. Se puede notar que las clases mano abierta y mano cerrada tienen porcentajes de clasificación mayores en su diagonal principal e inclusive se diferencian de la clase de inactividad, sin embargo no presentan un alto porcentaje de clasificación. Por otro lado, la clase de inactividad presenta irregularidades en sus porcentajes de clasificación debido a la confusión con los estados de acción, por lo que en esta primera evaluación se obtiene un porcentaje de exactitud de la RNA de un 47 %.

Al aumentar el número de neuronas a 200 se verifica que existe una mejora en el desempeño de la [RNA](#) como se muestra en la Figura 4.18b con un porcentaje del 49 % de exactitud. A pesar de que exista una clasificación correcta para cada clase, los porcentajes de clasificación aún no son válidos para optar por este primer enfoque.

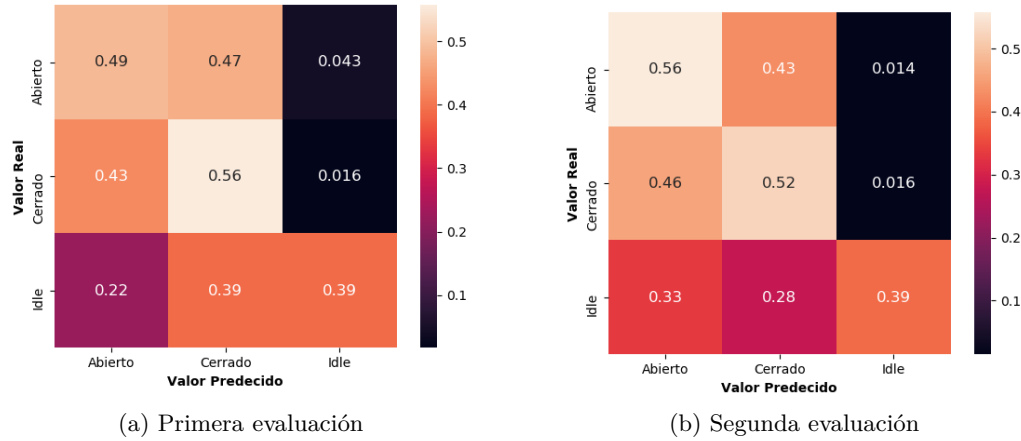


Figura 4.18: Evaluación del primer enfoque implementado en el dominio de frecuencia

- Segundo enfoque:** La siguiente metodología aplica la [FFT](#) a la señal preprocesada y a partir de ésta se extraen los valores correspondientes a las amplitudes de la [PSD](#) en el rango de 8-20Hz, finalmente se aplica la acción de clasificación a través de una [RNA](#). El diseño de la [RNA](#) costa de 1 capa oculta de 20 neuronas, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.19a se muestra la evaluación del clasificador a través de la matriz de confusión para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. Se puede notar que para las clases mano cerrada y de inactividad la clasificación es correcta pero no en el caso de clase mano abierta, por lo que en esta primera evaluación se obtiene un porcentaje de exactitud de la [RNA](#) de un 48 %. Al aumentar el número de neuronas a 90 el desempeño de la [RNA](#) disminuye considerablemente a un 41 % tal como se muestra en la 4.19b, por lo que se descarta este segundo enfoque debido a que la metodología propuesta presenta irregularidades para cada clase y no contribuye a una correcta clasificación.

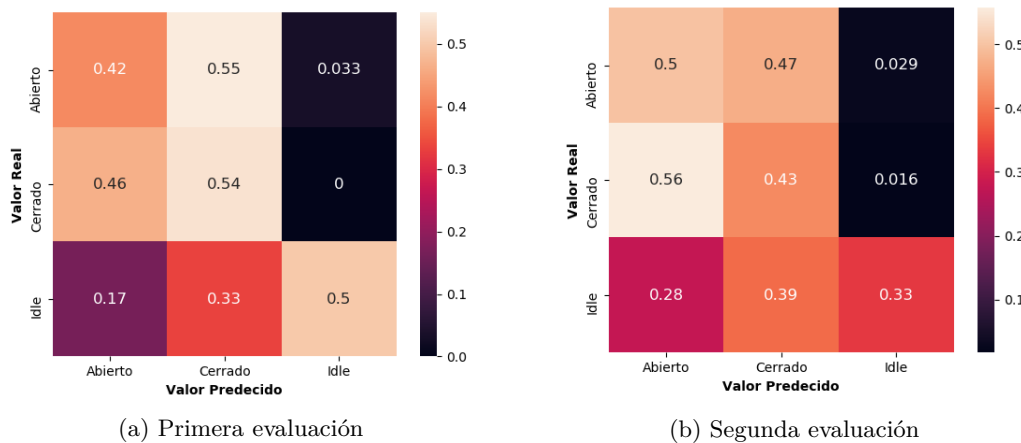


Figura 4.19: Evaluación del segundo enfoque implementado en el dominio de frecuencia

- **Tercer enfoque:** La siguiente metodología aplica la [FFT](#) a la señal preprocesada y a partir de ésta se toma el valor de máxima amplitud de la [PSD](#) y la frecuencia en donde se localiza este valor máximo dentro del rango de 0-30Hz, finalmente se aplica la acción de clasificación a través de una [RNA](#). El diseño de la [RNA](#) consta de 1 capa oculta de 300 neuronas, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.20 se muestra la evaluación del clasificador para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. Se puede notar que únicamente la clase mano abierta es clasificada correctamente, pero las clases mano cerrada y de inactividad presentan irregularidades debido a la confusión con la clase mano abierta. Por esta razón, este enfoque presenta una exactitud del 37 % en el desempeño de la [RNA](#).

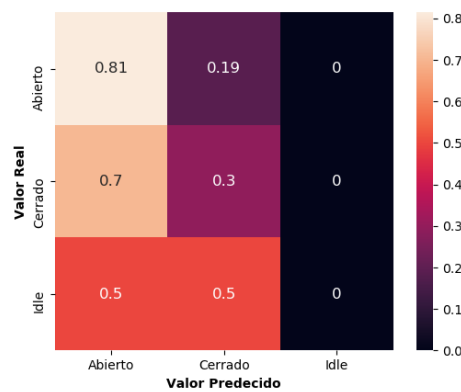


Figura 4.20: Evaluación del tercer enfoque implementado en el dominio de frecuencia

- **Cuarto enfoque:** La siguiente metodología aplica la [FFT](#) a la señal preprocesada y a partir de la [PSD](#) se calcula la amplitud de potencia en las bandas delta, theta, alfa y beta. Finalmente se aplica la acción de clasificación a través de una [RNA](#). El diseño de la [RNA](#) consta de 1 capa oculta de 100 neuronas, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.21 se muestra la evaluación del clasificador para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. Como en el enfoque anterior (ver Figura 4.20) la clase mano abierta presenta una correcta clasificación, sin embargo la clase mano cerrada es confundida con la clase mano abierta. En el caso de la clase de inactividad se puede notar que existe una correcta clasificación pero no proporciona una separación notable con las clases de acción. Por esta razón, este cuarto enfoque presenta una exactitud del 48 % en el desempeño de la [RNA](#).

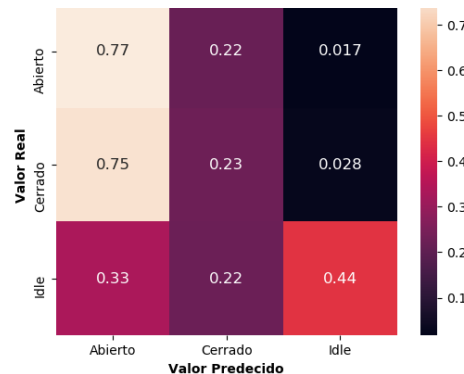


Figura 4.21: Evaluación del cuarto enfoque implementado en el dominio de frecuencia

- **Quinto enfoque:** Esta última metodología aplica la [FFT](#) a la señal preprocesada y toma las características estadísticas (ver Sección 3.7.1) y las amplitudes en potencia de la [PSD](#) en las bandas delta, theta, alfa y beta. El diseño de la [RNA](#) costa de 1 capa oculta de 200 neuronas, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.22 se muestra la evaluación del clasificador para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. Se puede notar que esta última metodología presenta los porcentajes de clasificación más altos en comparación a las anteriores, por lo se alcanza una exactitud del 53 % en el desempeño de la [RNA](#). A partir de esta metodología se han realizado varias pruebas con diferentes características hasta determinar un mejor clasificador.

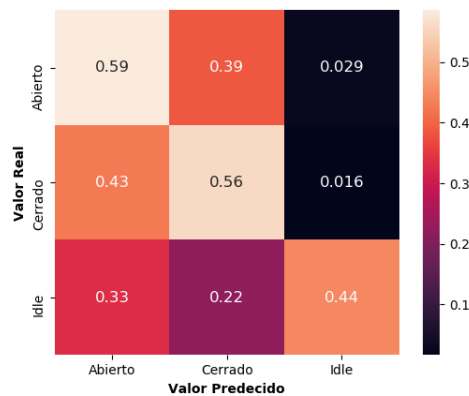


Figura 4.22: Evaluación del quinto enfoque implementado en el dominio de frecuencia

4.5.2. Metodologías evaluadas en el dominio frecuencia-tiempo

- **Primer enfoque:** Esta primera metodología aplica la [CWT](#) a una señal preprocesada y suavizada a través de un filtro [RMS](#). A partir de la matriz frecuencia-tiempo obtenida se identifica un patrón común entre todos los pacientes. Este patrón se obtiene realizando un escalograma en 2 dimensiones de la [CWT](#), identificando los eventos ocurridos en cada intento como se detalla en el Anexo B.1. Con el patrón identificado perteneciente al paciente 2 - registro 2 (ver Figura 4.23) se aplica la correlación cruzada de éste con la [CWT](#) de todos los pacientes. En la Figura se muestra un ejemplo del resultado obtenido luego de aplicar la correlación entre el patrón de la Figura 4.24 y un intento de acción de cierre de la mano respecto al paciente 3 - registro 1.

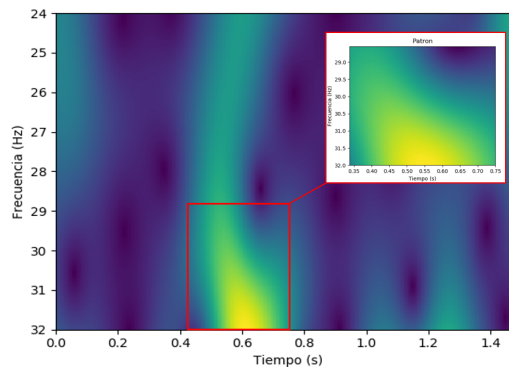


Figura 4.23: Identificación de patrón en la CWT

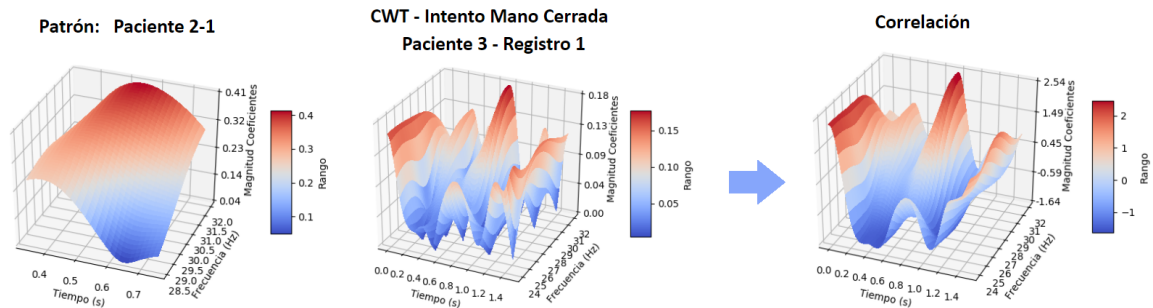


Figura 4.24: Resultado de la correlación entre el patrón correspondiente al Paciente 2 - Registro 1 y un intento de mano cerrada respecto al Paciente 3 - Registro 1

En la Figura 4.24 se puede notar que el escalograma obtenido presenta menos ruido y mayor resolución del evento presente en la CWT. A partir de la correlación se extraen 3 características: la localización en tiempo del máximo de correlación, la localización en frecuencia del máximo de correlación y el valor máximo de correlación. En la Figura 4.25 se muestra el procedimiento aplicado en este primer enfoque.

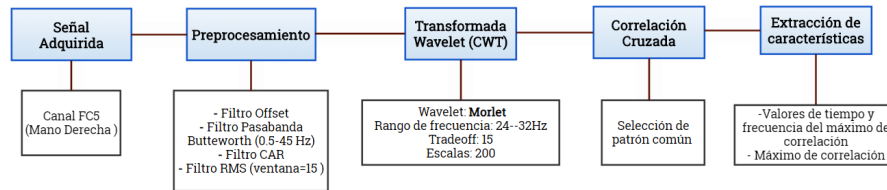


Figura 4.25: Metodología implementada para el primer enfoque evaluado en el dominio frecuencia-tiempo

Para evaluar este primer enfoque se diseña una RNA con 3 capas ocultas de 50, 100 y 10 neuronas respectivamente, y como función de activación entre capas la tangente hiperbólica. En la Figura 4.26 se muestra el desempeño del clasificador a través de la matriz de confusión para cada una de las tres clases mano abierta, mano cerrada e inactividad obteniendo un 55 % de exactitud en la evaluación de la RNA.

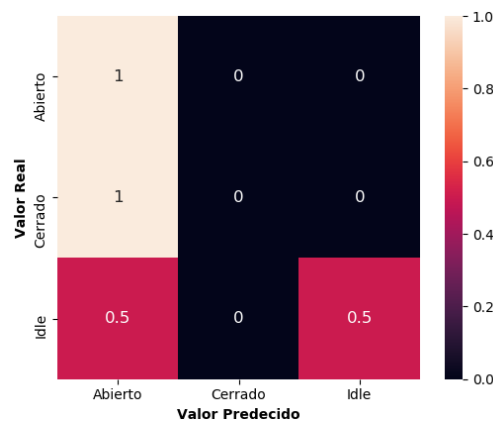


Figura 4.26: Evaluación del primer enfoque implementado en el dominio de frecuencia-tiempo

- **Segundo enfoque:** La siguiente metodología aplica nuevamente la **CWT** a una señal preprocesada y suavizada a través de un filtro **RMS**. Se extraen 3 características directamente del valor absoluto de la **CWT**, se determina el valor máximo de la matriz frecuencia-tiempo, la frecuencia de ocurrencia de este valor máximo y el área de la superficie [34] que se forma al proyectar la **CWT** en tres dimensiones. En la Figura 4.27 se muestra el procedimiento seguido en este segundo enfoque.

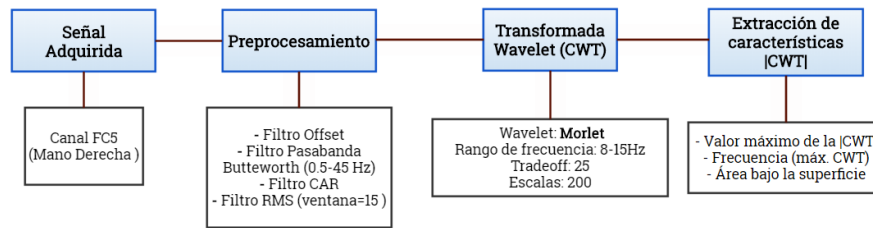


Figura 4.27: Metodología implementada para el segundo enfoque evaluado en el dominio frecuencia-tiempo

Para evaluar este segundo enfoque se diseña una **RNA** con 2 capas ocultas de 100 y 200 neuronas respectivamente, y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.28 se muestra el desempeño del clasificador a través de la matriz de confusión para dos tipos de evaluación. La primera considera un valor de *tradeoff* de la **CWT** de 62 el cuál proporciona una exactitud del 69 % en el desempeño del clasificador como se muestra en la Figura 4.28a. Para la segunda evaluación se disminuye el valor de *tradeoff* a 25 logrando un exactitud del 70 % en el desempeño del clasificador tal como se muestra en la Figura 4.28b.

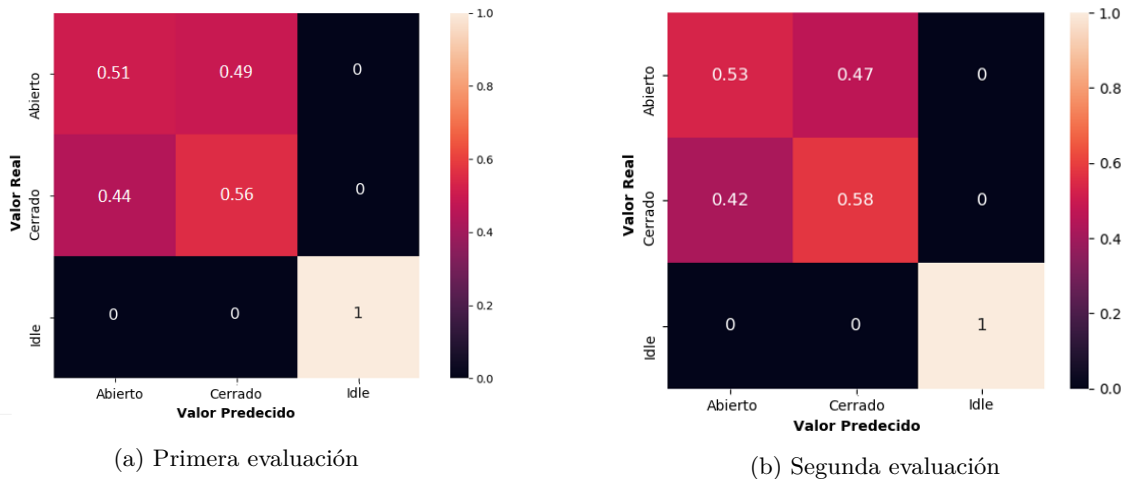


Figura 4.28: Evaluación del segundo enfoque implementado en el dominio frecuencia-tiempo

- **Tercer enfoque:** Esta última metodología se basa en la extracción de características a partir de la aplicación de la **DWT** a la señal preprocesada siguiendo la misma metodología propuesta en este documento (ver Figura 3.1). Este enfoque no considera la separación de los estados de inactividad y acción mostrados en la Figura 4.17 por lo que su posterior evaluación contendrá un porcentaje de error.

Para la evaluación de la RNA se toma en cuenta 3 neuronas de entrada correspondiente a las variables estadísticas: desviación estándar, desviación estándar normalizada y la curtosis (ver Sección 2.4). Además, se consideran 4 capas ocultas con 100 neuronas cada una y como función de activación la tangente hiperbólica. En la Figura 4.29 se muestra el desempeño del clasificador a través de la matriz de confusión para cada una de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad, obteniendo un 73 % de exactitud en la evaluación de la RNA.

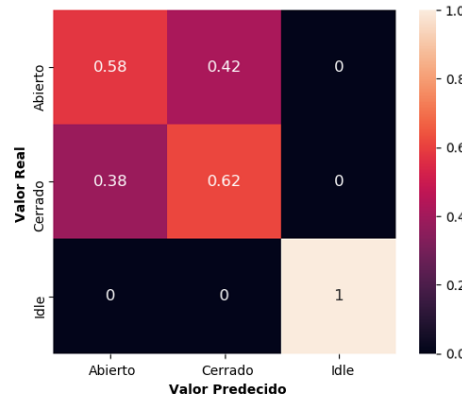


Figura 4.29: Evaluación del tercer enfoque implementado en el dominio de frecuencia-tiempo

4.6. Rendimiento del clasificador neuronal

En esta sección se describen los experimentos realizados para definir el número de capas y neuronas que proporcionen el mejor rendimiento para la red neuronal. El desempeño de la red se evalúa a través de la matriz de confusión y las curvas ROC, como se mencionó en la Sección 3.8. Las variables estadísticas usadas como entradas a la red neuronal tanto en los dominios frecuencia y tiempo-frecuencia consideran el conjunto de los estados de inactividad, acción mano abierta y acción mano cerrada. Esto debido a que es posible encontrar una clasificación entre las acciones de mano abierta y mano cerrada que proporcione un error pequeño de clasificación; sin embargo, el hecho de agregar un estado de inactividad provocaría que este error se incremente considerablemente. A continuación, se describen los resultados obtenidos en los dominios de frecuencia y frecuencia-tiempo para obtener una diferenciación entre los estados de inactividad y acción.

Para la separación de los conjuntos de entrenamiento y prueba en la evaluación de la red neuronal se establece un porcentaje de entrenamiento del 75 % y un 25 % para prueba del total del conjunto de datos definido tanto para el dominio de frecuencia como para el dominio frecuencia-tiempo.

Estos porcentajes son tomados aleatoriamente del conjunto de datos para evitar la previsibilidad en el resultado de la clasificación. La toma aleatoria del conjuntos de datos se logra a través de la función `train_test_split`, de la librería de aprendizaje automático *Scikit-learn* de Python.

Para determinar el rendimiento del clasificador se usa una matriz de confusión y curvas ROC. La matriz de confusión tiene una dimensión de 3x3 debido a las tres clases que se analizan. La curva ROC están conformadas en el eje de las abscisas por la relación de falsos positivos (FPR, por sus siglas en inglés) y en el eje de las ordenadas por la relación de verdaderos positivos (TPR, por sus siglas en inglés).

4.6.1. Evaluación del clasificador en el dominio de frecuencia

En el caso de la FFT, se evalúa el desempeño del clasificador de un conjunto total de 10 variables estadísticas (ver Sección 3.7.1), hasta determinar el número de variables que permitan diferenciar entre los estados de inactividad y acción. Con la variable correspondiente al máximo en la banda beta (ver Figura 4.11), es posible obtener una diferencia entre un estado de inactividad y uno acción dado que su amplitud es mucho menor en esta banda de frecuencia. Por lo que resta experimentar con las 8 variables restantes hasta obtener una diferenciación entre la apertura y cierre de la mano.

A partir de lo anterior se determinó que las variables más adecuadas para la clasificación de los movimientos de la mano y el estado de inactividad son:

- Magnitud del valor máximo de la PSD en la banda β
- Área bajo la curva en la banda α
- Área bajo la curva en la banda β

A continuación, se muestra los resultados obtenidos luego de evaluar la red neuronal según la configuración propuesta en la Tabla 3.3. La matriz de confusión (ver Figura 4.30) muestra el comportamiento de nuestro modelo de red neuronal. La clase mano abierta tiene un porcentaje del 76 %, la clase mano cerrada un 55 % y la clase de inactividad con un 100 %. De esto se puede mencionar que la clase de inactividad presenta claramente una diferencia del resto de clases debido a las características seleccionadas. En las clases de mano abierta y mano cerrada tienen un porcentaje que puede prestarse para una incorrecta clasificación.

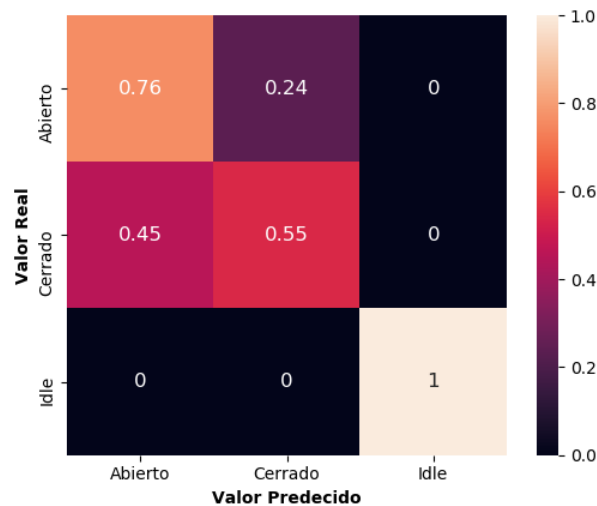


Figura 4.30: Matriz de confusión para el análisis en el dominio de frecuencia

En la Figura 4.31 se aprecia la curva ROC para las tres clases de estados. Es importante mencionar que la línea a trazos muestra donde TPR es igual a FPR. Por tanto lo que se busca es un punto donde la proporción de muestras correctamente clasificadas sea mucho mayor a la proporción de muestras incorrectamente clasificadas. En la curva ROC de la clase Mano Abierta en la Figura 4.31a el punto óptimo se encuentra en TPR=0.75 y FPR=0.3 esto permite una correcta aproximación. La curva ROC de la clase Mano Cerrada en la Figura 4.31b el punto óptimo se encuentra en TPR=0.55 y

FPR=0.15 sin embargo este punto puede dar un resultado erróneo. Finalmente, la curva ROC de la clase Inactividad en la Figura 4.31c el punto óptimo se encuentra en TPR=1 y FPR=0, éste es el punto deseado dado que no mostrará errores en los resultados de clasificación.

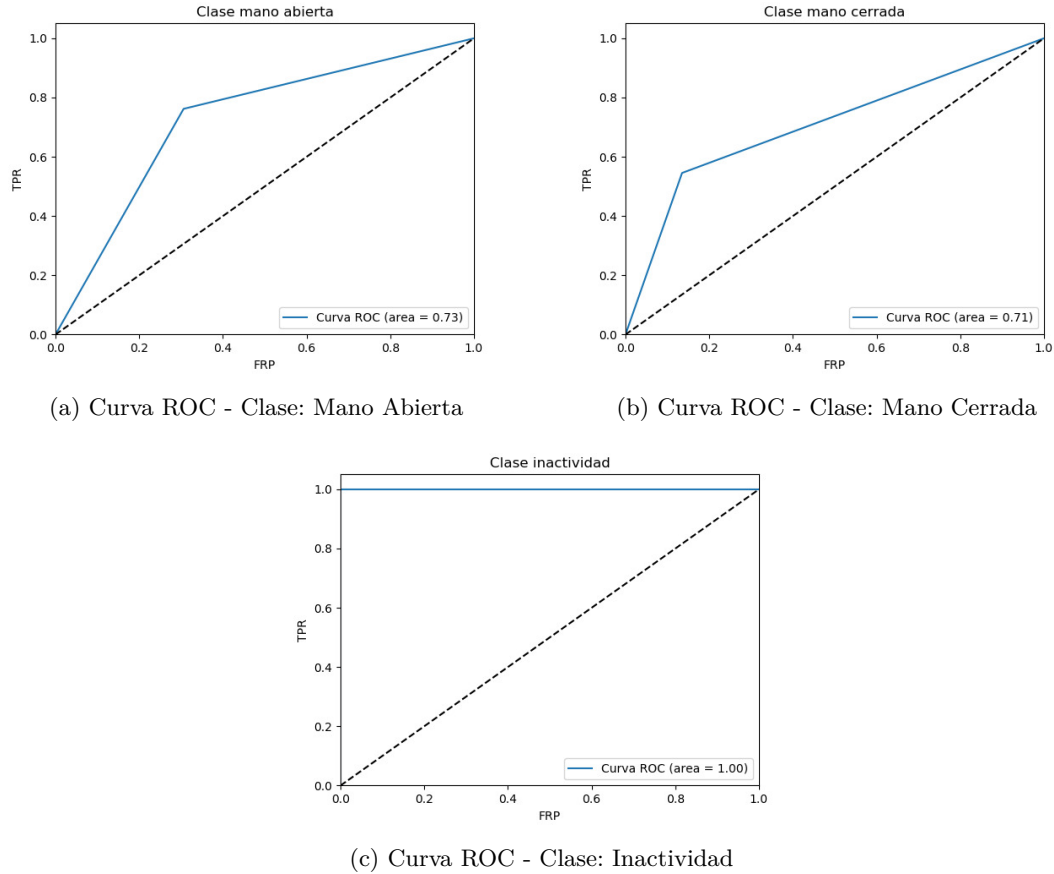


Figura 4.31: Evaluación del rendimiento de la red neuronal a través de curvas ROC analizando en el dominio de frecuencia

En la Tabla 4.1 se aprecian diferentes medidas a partir de la matriz de confusión de la Figura 4.30. Lo que buscamos una correcta clasificación de los datos, por tanto la especificidad es una variable a considerar y su valor mientras más cercano es a 1, representa un buen rendimiento de la red neuronal.

Tabla 4.1: Evaluación de medidas de la matriz de confusión en el dominio de frecuencia

	Clase 1	Clase 2	Clase 3
Precisión	0.76	0.55	1
Sensibilidad	0.6280991736	0.6962025316	1
Especificidad	0.8659217877	0.7963800905	1
F-Score	0.6877828054	0.6145251397	1
Exactitud total : 0.77			

4.6.2. Evaluación del clasificador en el dominio frecuencia-tiempo

En el caso de la [DWT](#), se evalúa el rendimiento del clasificador en base al conjunto de datos establecido dentro de los rangos válidos tanto para el estado de inactividad como para el estado de acción (ver Figura [4.17](#)). A partir de este conjunto se evalúa el desempeño del clasificador de un total de 12 variables estadísticas (ver Sección [3.7.1](#)) hasta determinar el número de variables que permitan diferenciar entre los estados de inactividad y acción.

A partir de lo anterior se determinó que las variables más adecuadas para la clasificación de los movimientos de la mano y el estado de inactividad posterior a la obtención de coeficientes en la banda de 16 a 24 Hz son:

- Media
- Número de cruces por umbral mínimo
- Cambio de amplitud promediado

A continuación, se muestran los resultados obtenidos luego de evaluar la red neuronal según la configuración propuesta en la Tabla [3.4](#). La matriz de confusión (ver Figura [4.32](#)) muestra los porcentajes de clasificación para cada una de las tres clases. La clase mano abierta tiene un porcentaje del 79 %, la clase mano cerrada un 67 % y la clase de inactividad con un 100 %. De esto se puede mencionar que la clase de inactividad presenta claramente una diferencia del resto de clases debido a las características seleccionadas. En las clases de mano abierta y mano cerrada tienen un porcentaje mayor al presentado en el uso de [FFT](#) por ende un mejor resultado en la clasificación.

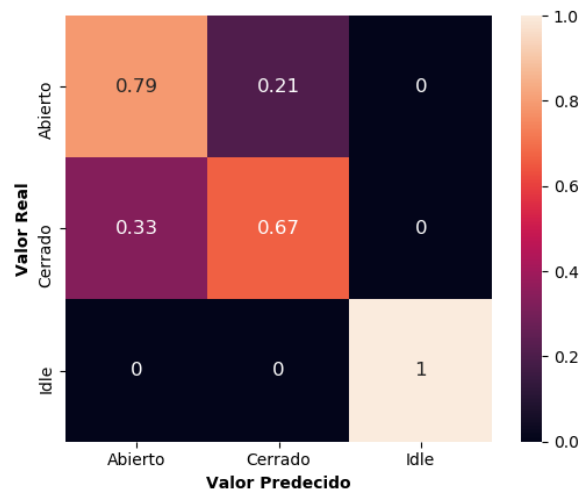


Figura 4.32: Matriz de confusión para el análisis en el dominio frecuencia-tiempo

En la Figura [4.33](#) se aprecia la curva ROC para las tres clases. Es importante mencionar que la línea a trazos muestra donde TPR es igual a FPR . Por tanto lo que se busca es un punto donde la proporción de muestras correctamente clasificadas sea mucho mayor a la proporción de muestras clasificadas incorrectamente. Para la curva ROC de la clase Mano Abierta se muestra en la Figura [4.31a](#) la localización del punto óptimo en $TPR = 0,8$ y $FPR = 0,27$, dando una correcta aproximación al valor ideal. La curva ROC para la clase Mano Cerrada se muestra en la Figura [4.31b](#); en ésta el punto óptimo se encuentra en $TPR = 0,68$ y $FPR = 0,26$. Sin embargo esta zona puede darnos un

resultado erróneo debido a la lejanía del valor ideal. Finalmente, la curva ROC de la clase Inactividad se muestra en la Figura 4.31c, donde el punto óptimo se encuentra en $TPR = 1$ y $FPR = 0$, éste es el punto ideal de un clasificador dado que no presenta errores en los resultados de clasificación.

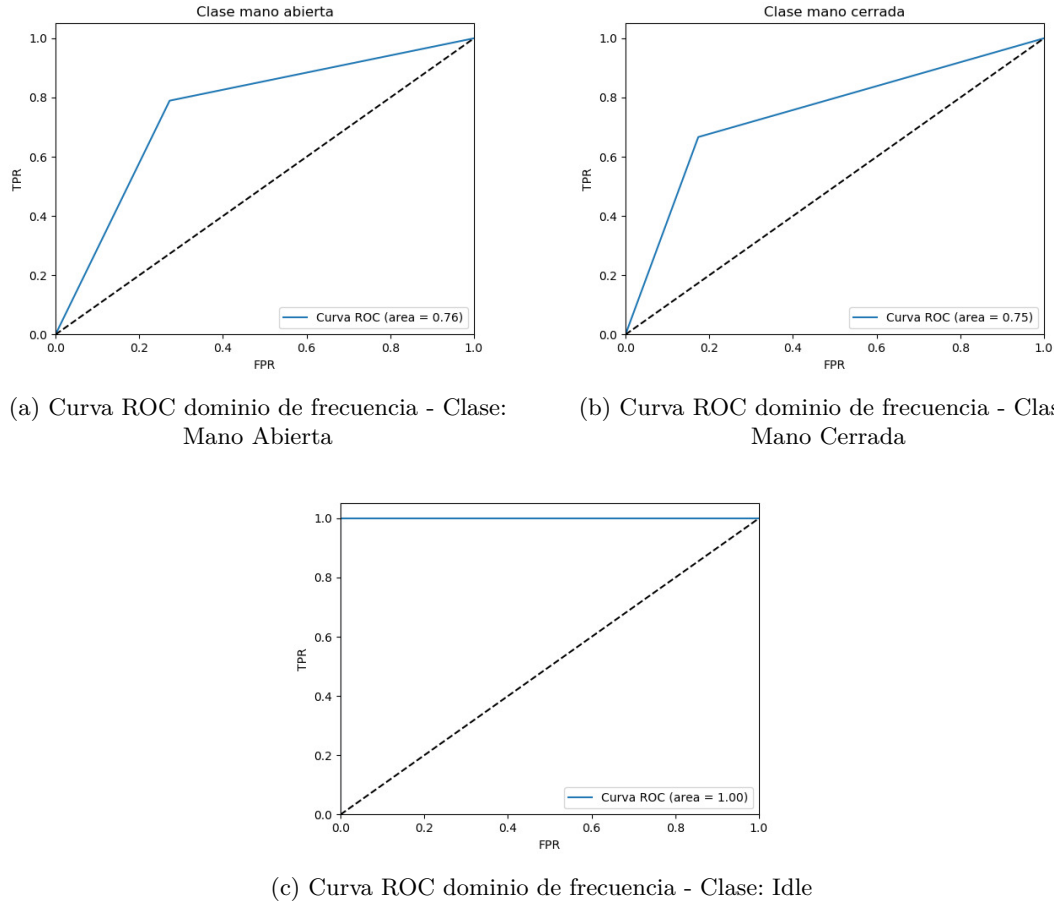


Figura 4.33: Evaluación del rendimiento de la red neuronal a través de curvas ROC analizando en el dominio de frecuencia-tiempo

En la Tabla 4.2 se aprecia diferentes medidas a partir de la matriz de confusión de la Figura 4.32. Lo que se busca es una correcta clasificación de los datos, por tanto la especificidad es una variable a considerar para el análisis de la matriz de confusión y su valor mientras más cercano es a 1, representa un mejor rendimiento de la red neuronal al disminuir la cantidad de falsos positivos.

Tabla 4.2: Evaluación de medidas de la matriz de confusión en el dominio de frecuencia-tiempo

	Clase 1	Clase 2	Clase 3
Precisión	0.79	0.67	1
Sensibilidad	0.7053571429	0.7613636364	1
Especificidad	0.8882978723	0.8443396226	1
F-Score	0.7452830189	0.7127659574	1
Exactitud total : 0.82			

4.7. Control de movimientos de la mano robot

Posterior a la clasificación de los estado de inactividad y acción (apertura y cierre de la mano) se procede al control de una mano robot. Para este propósito se utiliza el conjuntos de datos conformado al momento de la evaluar el rendimiento de la red neuronal en los dominios de frecuencia y tiempo-frecuencia (ver Sección 4.6). A partir de este conjunto de datos, se toma aleatoriamente 3 elementos para cada una de las clases Abierto, Cerrado e Inactividad (Idle). A continuación, en Python se carga el modelo de **NN** previamente entrenado y se realiza la predicción de las diferentes de clases a través del uso de la función `model.predict_classes()` de la librería *Keras*.

Se realizó tres experimentos sobre el conjunto de datos para determinar el número total de predicciones válidas de la **NN** en cada dominio transformado. En las Tablas 4.3 y 4.4 se muestras los resultados obtenidos luego de cada experimentación, se puede notar que en el caso del dominio de frecuencia el número de aciertos nunca es del 100 % obteniendo valores de 7 y 6 predicciones correctas de 9, esto debido a que la clase mano cerrada tiene un porcentaje bajo de clasificación del 55 % como se mostró en la Figura 4.30). Por otro lado, en el caso del dominio frecuencia-tiempo se obtiene una correcta predicción de cada clase obteniendo 9/9 aciertos en cada experimentación lo cual se respalda con lo obtenido al momento de evaluar el rendimiento de la red neuronal (ver Figura 4.32).

Tabla 4.3: Predicciones de la **RNA** en diferentes experimentos para el dominio de frecuencia

Experimentos: Dominio de frecuencia									
	1era Ejecución			2da Ejecución			3ra Ejecución		
Clases*	A	C	I	A	C	I	A	C	I
Resultados	2/3	2/3	3/3	2/3	1/3	3/3	3/3	0/3	3/3
Total de Aciertos	7/9			6/9			6/9		
Clases: A: Abierto - C: Cerrado - I: Inactividad									

Tabla 4.4: Predicciones de la **RNA** en diferentes experimentos para el dominio frecuencia-tiempo

Experimentos: Dominio frecuencia - tiempo									
	1era Ejecución			2da Ejecución			3ra Ejecución		
Clases*	A	C	I	A	C	I	A	C	I
Resultados	3/3	3/3	3/3	3/3	3/3	3/3	3/3	3/3	3/3
Total de Aciertos	9/9			9/9			9/9		
Clases: A: Abierto - C: Cerrado - I: Inactividad									

A partir de la predicción de cada clase, desde Python se realiza una comunicación serial a 9600 baudios con el software Arduino mediante el uso librería *pyserial*, para cada clase se envían identificadores en formato de bytes mediante el comando `serial.write(id)`. Para la apertura de la mano robot se envía un `id=0`, para el cierre de la mano se envía un `id=1` y para el estado de inactividad se envía un `id=2`. Posteriormente en Arduino, se lee el identificador mediante el comando `serial.read(id)` y se procede a ejecutar la respectiva acción controlando la posición en grados de los servomotores a través del comando `servo.write()`. En las Figuras 4.34, 4.35 y 4.36 se muestra la representación gráfica de los estados abierto, cerrado e inactividad.

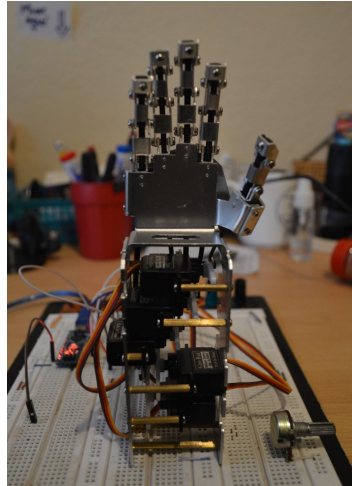


Figura 4.34: Acción mano abierta de la mano robot

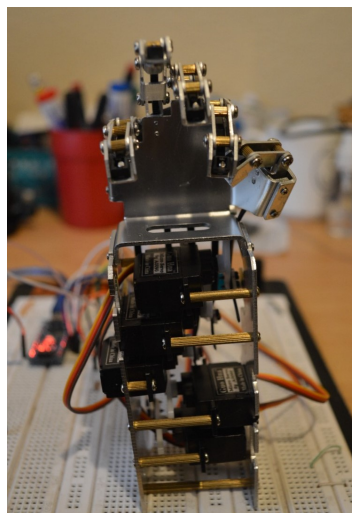


Figura 4.35: Acción mano cerrada de la mano robot

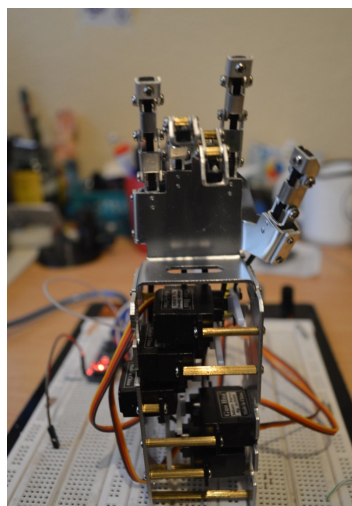


Figura 4.36: Representación del estado de inactividad en la mano robot



Conclusiones y recomendaciones

5.1. Conclusiones

Se verificó que las acciones de apertura y cierre de la mano están localizadas en la zona motriz del cerebro debido a que los electrodos cercanos a esta área ($FC5$, $FC6$) presentan mayor amplitud de voltaje. Una vez seleccionado los electrodos que aportan significativamente en la etapa de preprocesamiento es fundamental la aplicación del filtro **CAR** para eliminar el ruido presente en la señal de tiempo y sintetizar las características comunes del conjunto de electrodos.

Previo al procesamiento en los dominios de frecuencia y frecuencia-tiempo es necesario diferenciar entre una acción realizada con la mano derecha o izquierda. La evaluación de los electrodos pertenecientes a los hemisferios izquierdo ($FC5$) y derecho ($FC6$) proporciona una diferenciación clara solamente extrayendo características pertenecientes al dominio de tiempo. Sin embargo, al agregar una etapa de procesamiento más a la señal la diferenciación entre manos se logra apreciar de mejor manera.

Durante la adquisición de las señales **EEG** es fundamental la inserción de marcas para identificar el inicio y fin de un estado. Es importante definir un tiempo de duración adecuado entre marcas para capturar cada acción dentro del protocolo de adquisición y evitar la aparición de adquisiciones erróneas en la señal. Estas señales son propensas a distorsionarse a factores como el estado de concentración del paciente, movimientos involuntarios del cuerpo en la toma de señales **EEG** y la calibración correcta del dispositivo Emotiv EPOC+.

Se comprobó que la banda de frecuencia donde se registra mayor actividad motora corresponde a la banda β , en el caso del dominio de frecuencia se evaluó el rango entre 12 – 30Hz, mientras que en el dominio frecuencia el rango entre 16 – 24Hz.

Es necesario definir como estado de inactividad un movimiento aislado al de la acción motora. En base a experimentación se estableció como estado de inactividad la acción de mantener los ojos cerrados dado que la actividad ocular presente en los electrodos $O1$ y $O2$ otorga una diferencia clara con los estados de acción mano abierta y mano cerrada en el caso del dominio de frecuencia. En el caso

del dominio frecuencia-tiempo no fue necesario utilizar la actividad ocular como diferenciador para los estados de inactividad y acción debido a que en este dominio se utilizó otro enfoque para apreciar esta diferencia.

Posterior al procesamiento de la señal [EEG](#) en el dominio de frecuencia a través de la [PSD](#) o en el dominio frecuencia-tiempo a través de la [DWT](#) es necesario extraer ciertas características como por ejemplo; amplitud y frecuencia donde se produce un evento de interés en una banda de frecuencia del cerebro; variables estadísticas como media, varianza, curtosis o asimetría que permitan identificar y diferenciar entre un estado de inactividad y uno de acción. La selección de la mismas es en base a experimentación a través del uso de una [RNA](#).

Se puede concluir que la selección correcta de características y el diseño de la red neuronal otorga una adecuada clasificación de las clases mano abierta, mano cerrada e inactividad. El desempeño de la [RNA](#) en el dominio frecuencia-tiempo ([DWT](#)) presenta un 82 % de exactitud en comparación al 77 % en el dominio de frecuencia ([PSD](#)). Se notó que la acción mano cerrada presenta menor clasificación con respecto a la acción mano abierta, en el caso del dominio de frecuencia se obtuvo una exactitud del 76 % para mano abierta en comparación al 55 % de mano cerrada. En lo que respecta al dominio frecuencia-tiempo se obtuvo una exactitud del 79 % para mano abierta en comparación al 67 % de mano cerrada.

5.2. Recomendaciones

- La etapa de procesamiento se podría simplificar si se evalúa las señales [EEG](#) con respecto a un solo paciente.
- Se recomienda aplicar la [CWT](#) para identificar en tiempo y frecuencia la presencia de eventos.
- Se recomienda incrementar o disminuir gradualmente el número de neuronas en la red neuronal hasta alcanzar la exactitud deseada.

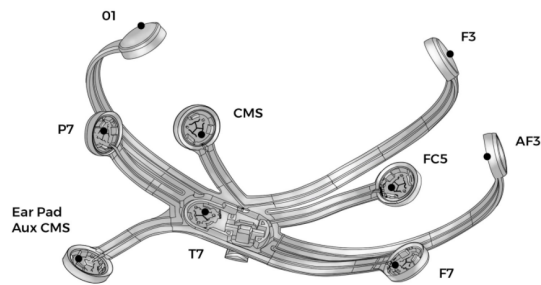
5.3. Trabajos futuros

- Se podría diseñar un dispositivo [BCI](#) dedicado para la zona motora del cerebro.
- A futuro se podría realizar la implementación de una prótesis de mano en conjunto con un dispositivo [BCI](#) para la detección de movimientos en tiempo real a través del uso de un software libre como Python.
- El tratamiento de señales [EEG](#) podría extenderse a diferentes partes del cuerpo e inclusive a la detección de eventos específicos.

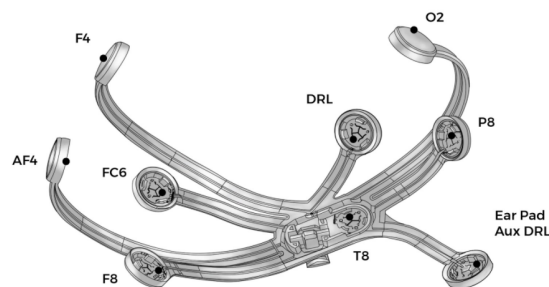
Configuración de dispositivos

A.1. Distribución de electrodos Emotiv EPOC+

El dispositivo Emotiv EPOC+ tiene dos armazones de electrodos como se muestra en las figuras A.1a y A.1b. Cada armazón contiene 9 electrodos (7 sensores + 2 referencias). Las referencias M1/M2 ya tienen sensores de goma instalados porque son las posiciones alternativas para las referencias predeterminadas ($P3/P4 \Leftrightarrow CMS/DRL$).



(a) Armazón izquierdo



(b) Armazón derecho

Figura A.1: Identificación de electrodos en dispositivo Emotiv EPOC+ [7]

En la Figura A.2 se presenta la distribución de los electrodos según el sistema internacional 10-20, donde se puede identificar la localización de los mismos tanto en el hemisferio izquierdo como derecho.

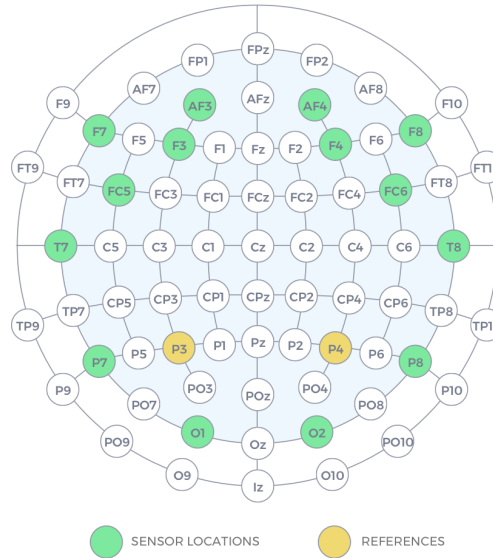


Figura A.2: Distribución de electrodos del dispositivo Emotiv EPOC+ según el sistema internacional 10-20 [7]

A.2. Arduino Uno

El Arduino Uno es una placa de microcontrolador basada en ATmega328P. Consta de 14 pines de entrada/salida digital (6 de los cuales se pueden usar como salidas PWM), 6 entradas analógicas, un resonador cerámico de 16 MHz, una conexión USB, un conector de alimentación, un encabezado ICSP y un botón de reinicio [35]. En la Figura A.3 se muestra una ilustración gráfica de este microcontrolador.



Figura A.3: Modulo Arduino Uno Rev3 [35]

A.3. Esquema de alimentación y control de la mano robot

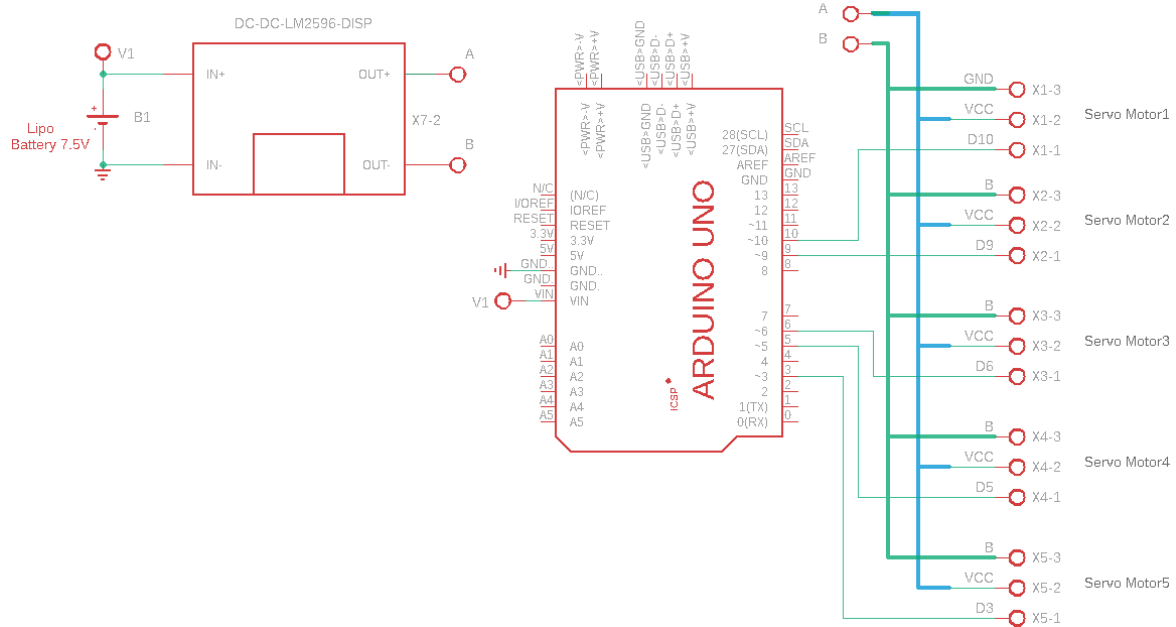


Figura A.4: Esquema para el control de los servomotores



Enfoques metodológicos

B.1. Identificación de patrones a través de la CWT

Este anexo presenta los escalogramas (frecuencia-tiempo) obtenidos luego de aplicar la [CWT](#) a los estados de inactividad, mano abierta y mano cerrada con respecto al paciente *P02*. En las Figuras [B.1](#), [B.2](#) y [B.3](#) se muestra los escalogramas en dos dimensiones de algunos intentos realizados con la mano derecha. Las zonas en color amarillo indican la presencia de un evento, pero no su comportamiento en magnitud. Por este razón se realiza una gráfica en tres dimensiones de la [CWT](#) tal como se muestra en las Figuras [B.4](#), [B.5](#) y [B.6](#); de esta manera se visualiza de una forma más representativa las características relevantes de la [CWT](#) y es posible identificar patrones frecuencia-tiempo útiles en la aplicación en el método de correlación cruzada.

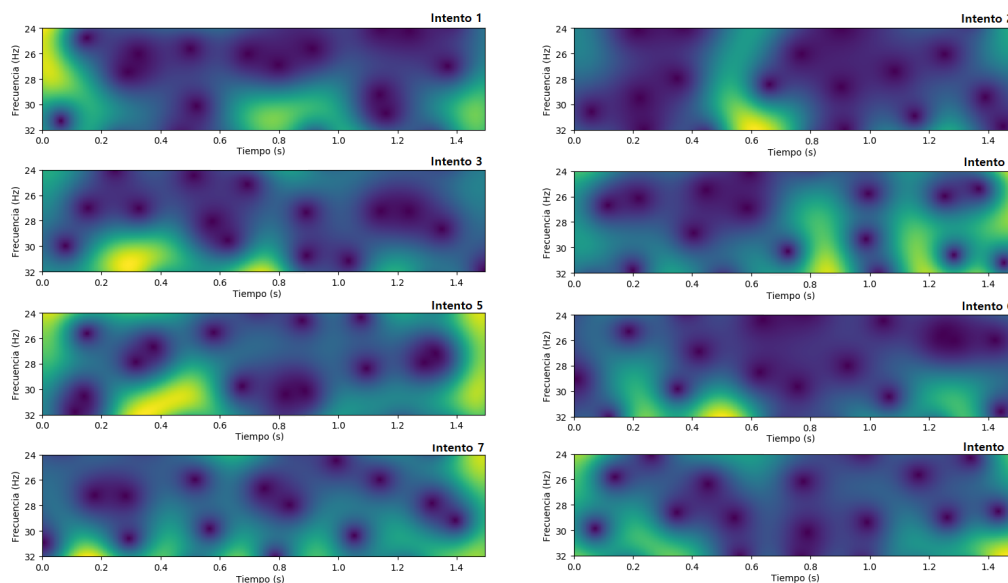


Figura B.1: Escalograma de calor de la CWT en el estado de mano abierta

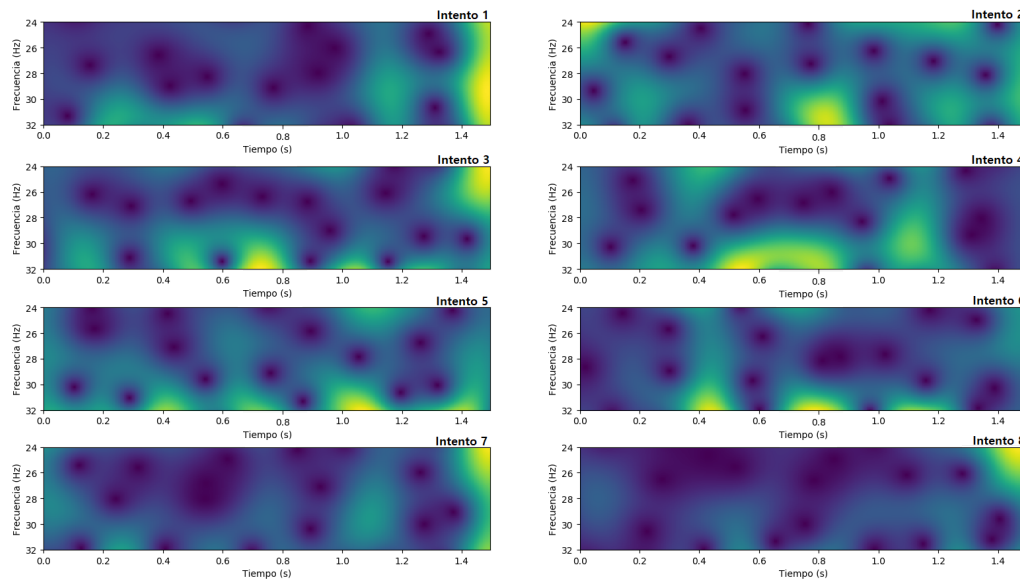


Figura B.2: Escalograma de calor de la CWT en el estado de mano cerrada

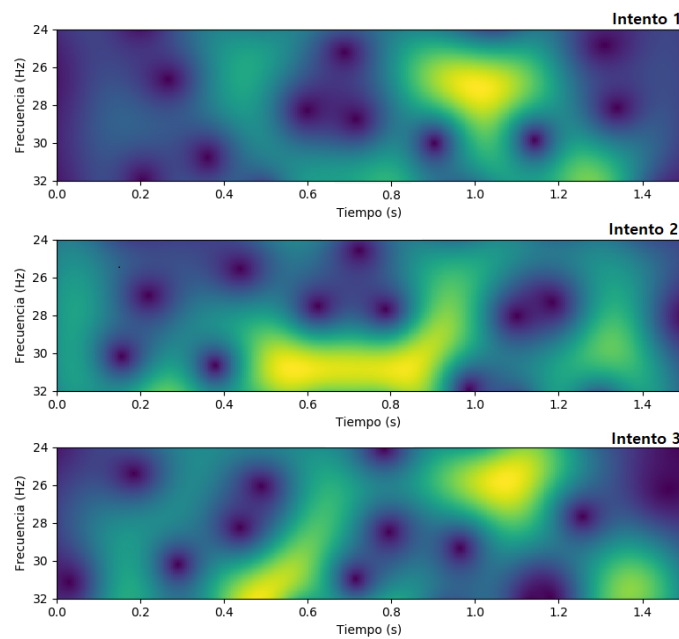


Figura B.3: Escalograma de calor de la CWT en el estado de inactividad

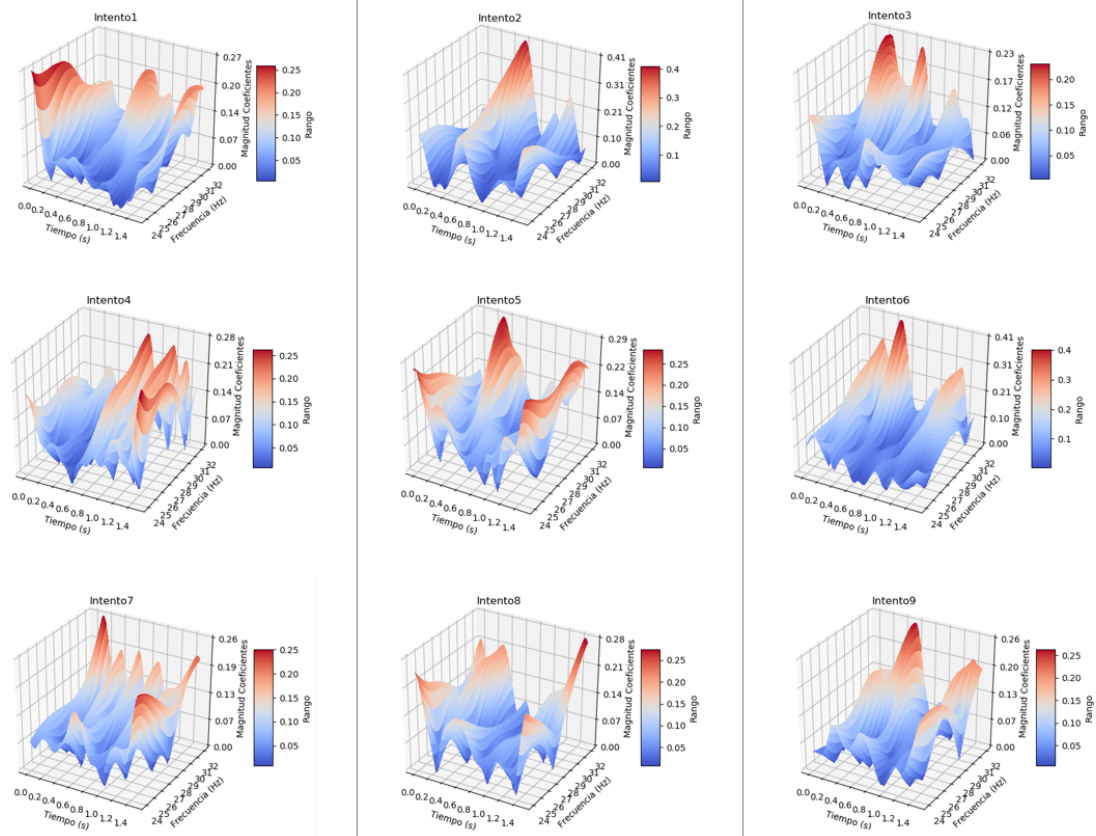


Figura B.4: Escalograma en 3D de la CWT en el estado de mano abierta

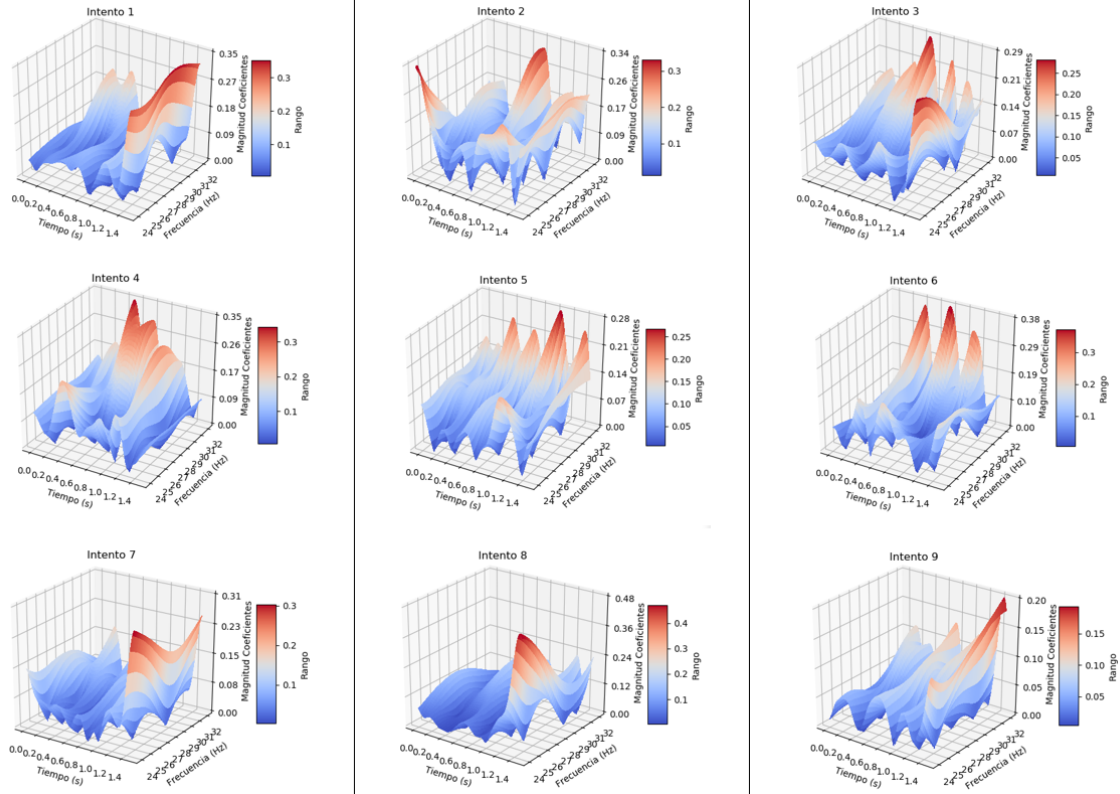


Figura B.5: Escalograma en 3D de la CWT en el estado de mano cerrada

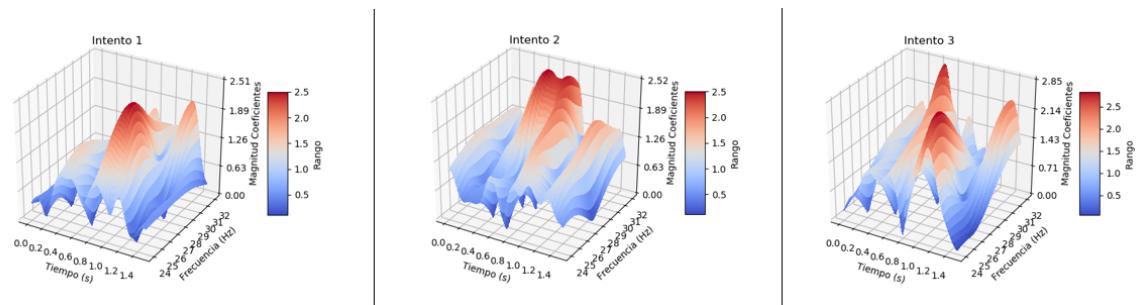


Figura B.6: Escalograma en 3D de la CWT en el estado de inactividad



Bibliografía

- [1] Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades - CONADIS, “Estadísticas de Discapacidad,” Jun. 2019. [En línea]. Disponible: <https://www.consejodiscapacidades.gob.ec/estadisticas-de-discapacidad/>
- [2] D. W. , “Disabilities: Definition, Types and Models of Disability,” *Disabled World*, Dic. 2019. [En línea]. Disponible: <https://www.disabled-world.com/disability/types/>
- [3] *10-20 System Positioning Manual*, Wanchai, Hong Kong, 2012. [En línea]. Disponible: http://chgd.umich.edu/wp-content/uploads/2014/06/10-20_system_positioning.pdf
- [4] Queensland Brain Institute, “Lobes of the brain,” Jul. 2018. [En línea]. Disponible: <https://qbi.uq.edu.au/brain/brain-anatomy/lobes-brain>
- [5] S. Schwerin, “The Anatomy of Movement,” Mar. 2013. [En línea]. Disponible: <https://brainconnection.brainhq.com/2013/03/05/the-anatomy-of-movement/>
- [6] L. F. Nicolas-Alonso y J. Gomez-Gil, “Brain Computer Interfaces, a Review,” *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 12, num. 2, pp. 1211–1279, Ene. 2012. [En línea]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3304110/>
- [7] EMOTIV, “Emotiv Epoc+ 14 Channel Mobile Brainwear®,” Jul. 2020. [En línea]. Disponible: <https://www.emotiv.com/product/emotiv-epoc-14-channel-mobile-eeg/>
- [8] J. Legler, “skull-landmarks-10-20-system,” Feb. 2016. [En línea]. Disponible: <https://trustedacademy.com/courses/eeg/skull-landmarks-10-20-system/>
- [9] J. W. Cooley y J. W. Tukey, “Real DFT Using the Complex DFT,” Ene. 1970. [En línea]. Disponible: </paper/Real-DFT-Using-the-Complex-DFT-Cooley-Tukey/a3e4dbf1b38ea273693995e02e40772a65e8b962>
- [10] L. Chun-lin, “A Tutorial of the Wavelet Transform,” 2010, p. 72.
- [11] A. Taspinar, “A guide for using the Wavelet Transform in Machine Learning,” Dic. 2018. [En línea]. Disponible: <http://ataspinar.com/2018/12/21/a-guide-for-using-the-wavelet-transform-in-machine-learning/>
- [12] MATLAB, “Understanding Wavelets, Part 1: What Are Wavelets,” Youtube, Ago. 2016. [En línea]. Disponible: <https://www.youtube.com/watch?v=QX1-xGVFqmw>



- [13] M. H., A. Samaha, y K. AlKamha, “Automated classification of l/r hand movement EEG signals using advanced feature extraction and machine learning,” vol. 4, num. 6. [En línea]. Disponible: <http://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=4&Issue=6&Code=IJACSA&SerialNo=28>
- [14] M. Alomari, E. Awada, A. Samaha, y K. Alkamha, “Wavelet-based feature extraction for the analysis of eeg signals associated with imagined fists and feet movements,” *Computer and Information Science*, vol. 7, pp. 17–27, 03 2014.
- [15] D. Chen, S. Wan, J. Xiang, y F. S. Bao, “A high-performance seizure detection algorithm based on Discrete Wavelet Transform (DWT) and EEG,” *PLOS ONE*, vol. 12, num. 3, p. e0173138, Mar. 2017, publisher: Public Library of Science. [En línea]. Disponible: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0173138>
- [16] Y. Tian, H. Zhang, W. Xu, H. Zhang, L. Yang, S. Zheng, y Y. Shi, “Spectral Entropy Can Predict Changes of Working Memory Performance Reduced by Short-Time Training in the Delayed-Match-to-Sample Task,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 11, 2017, publisher: Frontiers. [En línea]. Disponible: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnhum.2017.00437/full>
- [17] J. Sanjuán, “Curtosis - Qué es, definición y concepto,” Oct. 2017. [En línea]. Disponible: <https://economipedia.com/definiciones/curtosis.html>
- [18] “Asimetría y curtosis,” Abr. 2014, Library Catalog : www.universoformulas.com. [En línea]. Disponible: <https://www.universoformulas.com/estadistica/descriptiva/asimetria-curtosis/>
- [19] C. Antona Cortés, “Herramientas modernas en redes neuronales: la librería Keras,” Ene. 2017, accepted: 2017-03-31T11:02:10Z. [En línea]. Disponible: <https://repositorio.uam.es/handle/10486/677854>
- [20] J. Auriarte, “Neuronas,” Oct. 2019. [En línea]. Disponible: <https://www.caracteristicas.co/neuronas/>
- [21] A. Morera Munt y J. T. Alcalá Nalvaiz, “Introducción a los modelos de redes neuronales artificiales. El Perceptrón simple y multicapa,” 2018.
- [22] A. Dagallier, “Análisis de registros de EEG mediante redes neuronales,” Universidad Carlos III de Madrid, 2018. [En línea]. Disponible: https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/29356/TFG_Anaelle_Gordillo_Dagallier_2018.pdf?sequence=1
- [23] D. F. D. Baron, “Reconocimiento de imaginación motora de señales EEG en el dominio temporal aplicando modelos paramétricos,” Ago. 2011. [En línea]. Disponible: <https://www.repositorionacionalcti.mx/recurso/oai:inaoe.repositorioinstitucional.mx:1009/672>
- [24] B. Medina, J. E. Sierra, y A. B. Ulloa, “Técnicas de extracción de características de señales eeg en la imaginación de movimiento para sistemas bci,” 2018.
- [25] H. Shedeed, M. Issa, y S. El-Sayed, “Brain eeg signal processing for controlling a robotic arm,” 11 2013, pp. 152–157.
- [26] R. Bousseta, S. Tayeb, I. E. Ouakouak, M. Gharbi, F. Regragui, y M. M. Himmi, “EEG efficient classification of imagined hand movement using RBF kernel SVM,” in *2016 11th International*



- Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA)*, Oct. 2016, pp. 1–6, iSSN: 2378-2536.
- [27] Gobierno de España, Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad, y Boletín Oficial del Estado (España), *Clasificación Internacional de Enfermedades: 10^a revisión : Modificación clínica : CIE.10.ES. Vol. 1, Vol. 1.*, Madrid: Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad : Boletín Oficial del Estado, 2018, oCLC: 1026227803.
- [28] EMOTIV, “EPOC+ User Manual,” 2018, Library Catalog: [emotiv.gitbook.io](https://emotiv.gitbook.io/epoc-user-manual/). [En línea]. Disponible: <https://emotiv.gitbook.io/epoc-user-manual/>
- [29] G. Schalk y J. Mellinger, *A Practical Guide to Brain–Computer Interfacing with BCI2000: General-Purpose Software for Brain-Computer Interface Research, Data Acquisition, Stimulus Presentation, and Brain Monitoring*. Springer Science & Business Media, Abr. 2010.
- [30] H. A. Shedeed, M. F. Issa, y S. M. El-sayed, “Brain eeg signal processing for controlling a robotic arm,” in *2013 8th International Conference on Computer Engineering Systems (ICCES)*, 2013, pp. 152–157.
- [31] A. Benevides, T. Bastos, y M. Sarcinelli-Filho, “Comparison of Artifact Removal Techniques on Single-trial Event-related Potentials for use in Brain-Computer Interfaces.” Oct. 2013.
- [32] “Normalization,” Oct. 2019, Library Catalog: www.codecademy.com. [En línea]. Disponible: <https://www.codecademy.com/articles/normalization>
- [33] Sain Smart, “DIY 5DOF Robot Humanoid 5 Fingers Metal Manipulator Arm,” Jul. 2017. [En línea]. Disponible: [http://wiki.sainsmart.com/index.php/DIY_5DOF_Robot_Humanoid_5_Fingers_Metal_Manipulator_Arm_\(101-20-158_159_160\)](http://wiki.sainsmart.com/index.php/DIY_5DOF_Robot_Humanoid_5_Fingers_Metal_Manipulator_Arm_(101-20-158_159_160))
- [34] “Find the Surface area of a 3D figure,” Dic. 2017, section: Mathematical. [En línea]. Disponible: <https://www.geeksforgeeks.org/find-surface-area-3d-figure/>
- [35] Arduino Official Store, “Arduino Uno Rev3,” Jul. 2020. [En línea]. Disponible: <https://store.arduino.cc/usa/arduino-uno-rev3>